

**Classificação da Ocupação do Solo Através da Segmentação de uma
Imagem de Satélite de Alta Resolução**

Ana Isabel Pereira Barata Neves

**Trabalho de Projeto de Mestrado em Gestão do Território,
Área de Especialização em Detecção Remota e
Sistemas de Informação Geográfica**

Outubro, 2013

Dissertação apresentada para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Detecção Remota e Sistemas de Informação Geográfica, realizada sob a orientação científica de Fernando Jorge Pedro da Silva Pinto da Rocha e de José António Tenedório

DECLARAÇÕES

Declaro que esta dissertação é o resultado da minha investigação pessoal e independente. O seu conteúdo é original e todas as fontes consultadas estão devidamente mencionadas no texto, nas notas e na bibliografia.

O Candidato,

Ana Isabel Pereira Barata Neves

Lisboa, 28 de Outubro de 2013

Declaro que esta dissertação se encontra em condições de ser apresentada a provas públicas.

O Orientador,

Professor Doutor Fernando Jorge Pedro da Silva Pinto da Rocha

Co-Orientador,

Professor Doutor José António Tenedório

Lisboa, 28 de Outubro de 2013

AGRADECIMENTOS

A vida é feita de momentos, é levada pelo vento mas nunca esquecida no pensamento.

João Paulo Felinto

No fim de mais uma etapa da minha vida, não posso deixar de agradecer a todas as pessoas que me ajudaram e acompanharam nesta minha passagem pela vida académica, quer nos tempos de licenciatura bem como nos de mestrado.

Ao Professor Jorge Rocha, orientador do Trabalho/Projeto, pessoa que prezo muito deste o tempo de licenciatura, agradeço ter aceitado ser meu orientador, a disponibilidade que sempre demonstrou, os conselhos, a paciência, a confiança um muito obrigado.

Ao Professor José António Tenedório, co-orientador do Trabalho/Projeto, agradeço o voto de confiança que me deu ao ter aceitado fazer parte deste projeto, agradeço por tudo o que fez, grande mentor desta dissertação, foi uma honra para mim ser sua aluna, ficarei eternamente grata.

Ao longo destes anos conheci pessoas que não esquecerei, com quem partilhei alegrias e tristezas, juntos passamos horas e horas de estudo, por isso não posso deixar de lhes agradecer a sua amizade e o seu companheirismo. À Isabel Antunes e ao António Ortiz, colegas que me acompanharam durante toda a licenciatura e com quem partilhei muitos momentos agradáveis, ao José Soares e à Paula, sempre atentos e disponíveis para me ajudarem. À Alexandra Dias colega de seminário de conclusão de licenciatura, um muito obrigado pela amizade e por tudo o que temos passado juntas, à Ana Paula Cunha a sua paciência e as palavras sempre justas nos momentos mais difíceis, à Ana Pestana colega de licenciatura e mestrado, com o seu espírito altivo me fez esforçar ainda mais para obtermos resultados muito bons, obrigado por tudo, e por fim à Isabel Maurício colega de mestrado sempre disponível para ajudar, partilhando os seus conhecimentos e o seu tempo, obrigado.

À geografa Fátima Leitão minha diretora de serviço, um muito obrigado pela compreensão e apoio dado ao longo destes anos, as palavras de conforto nos momentos

difíceis foram muito reconfortantes, obrigado por tudo. Aos colegas de serviço pelas palavras de incentivo e o espírito de camaradagem que sempre demonstraram foram muito importantes para mim, posso dizer que sou uma felizarda pelos colegas que tenho. Agradeço também à Milena Marçalo pela tradução do trabalho e pela sua disponibilidade em ajudar.

Quero dar um muito obrigado a todos os meus amigos que sempre me apoiaram e a compreensão que tiveram nos momentos em que não pude estar presente.

Ao meu irmão, António Barata, pela sua generosa oferta do Hardware necessário para poder concluir a licenciatura bem como o mestrado.

À minha mãe, Francisca Santos, obrigado por tudo o que tens feito por mim e pela minha família, finalmente realizei um sonho que tinhas, não foi no momento certo mas paciência.

Ao meu companheiro, Joaquim Neves, pessoa que percorre comigo há muitos anos esta minha passagem pela Terra, um muito obrigado por tudo o que tens feito por mim, pelo conforto nos momentos difíceis, pela alegria, pela cumplicidade e pelo amor, por teres cuidado do nosso filho quando não pude estar presente, obrigado.

Por fim, ao meu menino Pedro Neves, meu filho, desculpa pelos momentos em que não pude estar contigo, pelos embarços que passaste motivados pelos meus esquecimentos, enfim desculpa e obrigado, espero conseguir ensinar-te que as coisas feitas nos momentos certos têm outro encanto.

*"Cada pessoa que passa em nossa vida, passa sozinha,
é porque cada pessoa é única e nenhuma substitui a outra.
Cada pessoa que passa em nossa vida passa sozinha, e não nos deixa só,
porque deixa um pouco de si e leva um pouquinho de nós.
Essa é a mais bela responsabilidade da vida e a prova
de que as pessoas não se encontram por acaso."*

Charles Chaplin

Classificação da Ocupação do Solo Através da Segmentação de uma Imagem de Satélite de Alta Resolução

Ana Isabel Pereira Barata Neves

RESUMO

PALAVRAS-CHAVE: Detecção Remota, Imagem de Satélite, Segmentação, Ocupação de Solo

Este caso de estudo tem como objetivo demonstrar a utilidade da utilização de imagens de satélite de alta resolução para a produção de cartografia temática em áreas urbanas, bem como, experimentar a extracção de elementos de uma imagem de alta resolução a partir de protocolos de segmentação, aplicando uma abordagem orientada por regiões, e recorrendo a dados de uma cena do satélite WorldView2 com as suas novas 4 bandas adicionais.

Definiu-se uma nomenclatura de ocupação de solo com base na fotointerpretação da imagem, criou-se uma legenda hierarquizada por 3 níveis de desagregação. No primeiro nível incluiu-se sete classes, no segundo nível as classes foram classificadas pelo nome dos objetos identificados na fotointerpretação, e o terceiro nível foram classificados pelas características dos objetos definidos no nível anterior.

Foram criados segmentos de treino através do algoritmo da segmentação, que tem como função criar segmentos vetoriais com base na similaridade espectral e no valor espectral dos conjuntos dos pixéis vizinhos, testou-se varios parâmetros de segmentação de modo a obter o nível de segmentação que visivelmente na imagem se aproximasse mais aos objetos reconhecidos, para assim se gerar as assinaturas espectrais dos objetos representados pela segmentação, procedendo-se à classificação de ocupação de solo baseada nos segmentos.

A área de estudo testada é toda a área que está representada na imagem de satélite que geograficamente se localiza na área Metropolitana de Lisboa, mais precisamente as freguesias de Ameixoeira, Carnide, Charneca, Lumiar, Odivelas e Olival de Basto.

Para aferir os resultados do método proposto foi construída uma matriz de erro com o cálculo de precisão global bem como gerado o índice Kappa, com o intuito de demonstrar que a abordagem orientada por regiões pode ser útil na elaboração de informação geográfica em áreas urbanas.

Classification of Land Use Through an Image Segmentation of High Resolution Satellite

Ana Isabel Pereira Barata Neves

ABSTRACT

KEYWORDS: Remote Sensing, Satellite Images, Segmentation, Land Occupation

This case study aims to demonstrate the utility of using satellite images of high resolution for producing thematic mapping in urban areas, as well as, to try extracting elements of a high resolution image from segmentation protocols, applying a targeted approach by regions, and using data from a WorldView2 satellite scene with its new four additional bands.

A classification of land occupation was set up based on image photointerpretation, a legend for 3 hierarchical levels of disaggregation was created. On the first level seven classes were included, on the second level classes were classified by the name of objects identified by photointerpretation, and the third level was classified by the characteristics of the objects defined in the previous level.

Training segments were created through the segmentation algorithm, which aims to create segments based on vector spectral similarity and spectral value sets of neighboring pixels, we tested several segmentation parameters in order to obtain the level of segmentation that visually on the image moves closer to recognized objects, thereby generating the spectral signatures of objects represented by segmentation, proceeding to the land occupation classification of soil based on the segments.

The study area is throughout the area that is shown in the satellite image that is geographically located in the Lisbon Metropolitan Area, more precisely the parishes of Ameixoeira, Carnide, Charneca, Lumiar, Odivelas and Olival de Basto.

To check the results of the proposed method a matrix of error was constructed with the calculation of global precision and Kappa index was generated, in order to demonstrate that the approach orientated by regions can be useful in geographic information in urban areas.

ÍNDICE

Capítulo I - Introdução.....	1
Capítulo II: Algumas reflexões sobre Detecção Remota Urbana em Portugal .	5
Capítulo III: Dados e métodos	14
III. 1. Criação de nomenclatura	17
III. 2. Segmentação.....	19
III. 3. Definição de protocolos de parâmetros de similaridade	19
III. 4. Caraterização dos segmentos	20
III. 5. Criação de segmentos de treino.....	22
III. 6. Caraterização espectral da amostra.....	22
III. 7. Aplicação de classificadores	27
III. 8. Criação de uma cartografia de referência com a nomenclatura definida.....	28
III. 9. Avaliação de exatidão temática.....	29
Capítulo IV: Resultados	31
IV. 1. Nível 3 – Análise de resultados	32
IV. 2. Nível 2 – Análise de resultados	37
IV. 3. Nível 1 – Análise de resultados	39
Capítulo V: Conclusão	42
Bibliografia	45
Lista de Figuras	48
Lista de Quadros	49
Anexo 1 – Fichas descritivas de classe de uso do solo	50
Anexo 2 – Parametros de Segmentação	58
Anexo 3 – Parametros da análise de correlação entre variáveis	58
Anexo 4 – Matriz de concordância nível 3	59

Anexo 5 – Matriz de concordância nível 2	60
Anexo 6 – Matriz de concordância nível 1	61

Lista de Abreviaturas

BGRE – Base Geográfica de Referenciação Espacial

COS`90 – Carta de Ocupação do Solo 1990

DR – Detecção Remota

EG – Exatidão Global

FCSH – Faculdade de Ciências Sociais e Humanas

IDECIS - Integração de Dados Estatísticos na Classificação de Imagens de Satélite

ISODATA – Iterqtive Self-Organizing Data Analysis Technique

ND – Nivel Digital

NDVI – Normalized Difference Vegetation Index

PIXEL – Picture Element

PDM – Plano Diretor Municipal

QUEST – Quick, Unbiased and Efficient Satatistical Tree

UNL – Universidade Nova de Lisboa

“Quando a população aumenta, a arrumação dos novos povoadores pode fazer-se de várias maneiras. Ou as povoações se tornam cada vez maiores, ou se fundam outras novas nos moldes das que existiam, num e noutro caso com conservação da mesma fisionomia do povoamento; ou as antigas formas de povoamento desaparecem, ou, se persistem, juntam-se-lhes outras novas, de aspeto diferente.”

Orlando Ribeiro

Capítulo I - Introdução

Um mapa é a representação gráfica plana de toda ou parte da superfície da Terra ou do Universo e de fenómenos concretos ou abstratos aí localizados (Dias, 2006), através deles produz-se cartografia topográfica, hidrológica e temática de modo analógico e de modo digital.

A cartografia digital inicialmente era produzida com base na análise visual de fotografias aéreas. A partir de meados da década de 1970 com o lançamento do primeiro satélite comercial de observação da terra (LandSat Multispectral Scanner System) desenvolveram-se novos métodos de produção cartográfica com base na análise de extração automática de imagens de satélite, iniciando assim uma nova era de desenvolvimento tecnológico e científico Deteção Remota.

Pode-se definir Deteção Remota como uma forma de obter informações acerca dos objetos, recolhendo e analisando dados sem que os instrumentos usados para recolher os dados estejam em contato direto com o objeto.

Desta forma podemos referir que a deteção remota inclui vários domínios: o campo físico pelos quais se compreende a formação das imagens obtidas pelos sensores, o domínio da tecnologia de observação da terra que regista toda a informação eletromagnética, bem como o processamento digital da referida informação eletromagnética.

O processamento digital das imagens desenvolve-se em várias fases sequenciais, inicialmente procede-se à correção radiométrica e geométrica que é designada por pré-processamento, as transformações globais das imagens efetuam-se através de modificações de contrastes, combinam-se bandas com base em modelos de cor bem como recorrendo a análises de componentes principais. São também efetuadas transformações locais aplicando filtros, quantificam-se as propriedades das superfícies, aplicam-se classificadores paramétricos e não paramétricos e efetuam-se análises hiperespectrais, temporais e espaciais.

Uma imagem de satélite resulta do registo, obtido por um sensor (aparelho de observação instalado na plataforma de um satélite), dos valores da radiação eletromagnética refletida ou emitida pelos objetos da superfície terrestre, ou pela atmosfera, em diferentes domínios do espectro eletromagnético (Rocha e Morgado, 2007), ou seja, é um conjunto de matrizes de valores numéricos, em que os mesmos

representam os níveis radiométricos de reflectância dos objetos que o compõem detetados em cada uma das bandas espectrais pelo sensor.

Nas últimas décadas foram lançados para o espaço inúmeros satélites de observação da terra. Desenvolveram-se também sensores óticos que recolhem imagens de elevada resolução espacial da superfície da terra, como é o caso do WorldView2 lançado em 2009 pela empresa comercial Digital Globe. As imagens fornecidas por este sensor têm uma resolução espacial na banda pancromática de 0.46m e nas bandas multiespectrais têm uma resolução espacial de 1,84m.

As imagens fornecidas por este sensor têm uma característica especial que o distingue de todos os outros sensores, pois possui oito bandas multiespectrais das quais, quatro novas bandas localizadas no espectro eletromagnético em faixas específicas.

A banda 1 o azul costeiro (Coastal), aplicável a trabalhos oceanográficos, a banda 4 amarela, indicada para distintas classificações, a banda 6 vermelho limítrofe e a banda 8 infravermelho2 voltadas para análises e classificações vegetacionais e estudos de biomassa.

As áreas urbanas caracterizam-se por serem espaços dinâmicos com uma grande heterogeneidade, estando em constante transformação, criando assim problemas ao nível da gestão e planeamento do território. Perante esta realidade atual, os municípios têm necessidade de implementar medidas de controlo de tendências da expansão e ocupação do solo.

O processo de extração automática de elementos a partir de imagens de satélite de alta resolução realça a componente no domínio da atualização de informação geográfica e de deteção de alterações em solo urbano, contribuindo significativamente para a atualização periódica dessa mesma informação, facilitando assim que as tomadas de decisão ao nível da gestão e planeamento do território sejam efetuadas com maior confiabilidade e num menor tempo.

A extração automática de informação geográfica possui vantagens evidentes face aos métodos de produção cartográfica tradicionais. Por um lado, e constituindo um fator preponderante, em que se verifica uma redução comprovada do tempo de processamento e extração de informação (incluindo todo o processo: digitalização, classificação, e pós-processamento), por outro lado, esta redução de tempo proporciona uma consequente redução de recursos (Portugal, 2010).

Reiterando esta opinião Santos (2003), refere que o largo período de tempo em que não se encontram disponíveis dados de ocupação do solo atualizados, dificulta as tomadas de decisão ao nível do ordenamento e planeamento do território, consubstanciando o pressuposto da necessidade da existência de informação geográfica atualizada com maior periodicidade, de forma a refletir as mudanças de uso do solo.

Refere ainda esta autora que a utilização de imagens de satélite para a produção de informação geográfica temática possui como vantagens em detrimento da fotografia aérea, entre outras, a possibilidade de uma “aquisição periódica e a cobertura de grandes áreas a custos relativamente baixos”.

A nível municipal, uma das características técnicas das imagens de satélite necessárias à extração de informação geográfica, é a grande resolução espacial, pois no contexto urbano o nível de resolução espacial destas imagens corresponde às escalas de análise entre 1:5 000 e 1:25 000 (Gonçalves e Caetano, 2004), tornando assim possível com a integração de imagens de satélite produzir cartografia a escalas de maior precisão, sendo estas uma mais-valia para as tomadas de decisão.

Os objetivos deste caso de estudo visam demonstrar a utilidade da utilização de imagens de satélite de alta resolução para a produção de informação geográfica temática, bem como, experimentar a extração de elementos de uma imagem de alta resolução a partir de protocolos de segmentação, recorrendo a uma abordagem orientada por zona (ou regiões) que utiliza a técnica de segmentar a imagem com base na similariedade espectral e no valor espectral dos conjuntos dos pixels vizinhos.

Este estudo insere-se numa abordagem hipotético/dedutiva maioritariamente quantitativa em que a construção do mesmo parte de um trabalho lógico, colocando várias hipóteses, utilizando conceitos e indicadores para assim obter resultados que reflitam o mundo real.

A dissertação é estruturada em 5 capítulos, em que no capítulo introdutório abordar-se a temática da deteção remota bem como alguns dos seus conceitos e procedimentos, apresenta-se a problemática do caso de estudo bem como os objetivos que se pretende desenvolver ao longo da mesma, já no capítulo 2 a temática da deteção remota urbana em Portugal é planada através de alguns casos de estudo em que são abordadas metodologias de classificação de ocupação de solo em meios urbanos utilizando imagens de satélite de alta resolução. No capítulo 3 apresentamos os dados

utilizados no caso de estudo, a localização geográfica, bem como os métodos desenvolvidos nas várias fases com vista à obtenção dos supostos resultados pretendidos. O capítulo 4 apresenta e analisa os resultados obtidos dos procedimentos realizados com vista á classificação de ocupação de solo em meios urbanos. Por último no capítulo 5 são apresentadas as conclusões do caso de estudo evidenciando determinados aspetos que para futuros trabalhos deveram ser tidos em consideração.

Capítulo II – Algumas reflexões sobre Detecção Remota Urbana em Portugal

Há pouco mais de uma década Jorge Rocha (2002) apresentou uma aplicação para o desenvolvimento e validação de dados auxiliares na classificação de imagens de satélite em meios urbanos.

A aplicação “Integração de Dados Estatísticos na Classificação de Imagens de Satélite” é um programa desenvolvido pelo autor, que tem como objetivo poder integrar as probabilidades espectrais das imagens de satélite com as probabilidades estatísticas da informação auxiliar através do classificador de *Bayes*. Esta aplicação é estruturada por dois módulos, em que o primeiro apura as probabilidades finais de cada pixel pertencerem a uma determinada classe e o segundo módulo calcula e transforma os algoritmos em classificadores rígidos.

A metodologia proposta, visa através da referida aplicação testar a mesma em áreas urbanas, de modo a obter uma correta classificação de imagens de satélite, integrando dados de detecção remota com informação auxiliar num sistema de informação geográfica, sendo esta designada na literatura de referência como uma abordagem pixel a pixel.

Como informação espectral foram utilizadas imagens de satélite SPOT e Landsat TM, e como informação auxiliar foram utilizados o plano diretor municipal da área de estudo (PDM), o recenseamento geral da população na sua vertente alfanumérica (CFensos91), base geográfica de referência espacial (BGRE) e a rede viária.

A abordagem proposta desenvolve-se por níveis e é composta por três fases principais em que a informação auxiliar é aplicada nas três fases.

1 – Estratificação pré-classificação

Utilizando a informação auxiliar foram calculadas as probabilidades de ocorrência *a priori* das classes, impedindo assim que alguns pixéis fossem classificados como pertencentes a uma classe que se sabia que não pertenciam, foram gerados mapas binários, foi utilizado o algoritmo de classificação ISODATA de modo a classificar as bandas espectrais das imagens de satélite para a obter uma máscara “urbano/não urbano”, foi ainda aplicado o algoritmo de *Bayes* bem a criação de máscaras que geraram o mapa “urbano”.

2- Classificação de *Bayes* e de Máxima Verosimilhança

Nesta fase foram aplicadas diversas operações de classificação em que foi utilizado o algoritmo *Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique* (ISODATA) para gerar uma máscara “urbano/não urbano”, procedeu-se à interseção dos dados auxiliares com os resultados da primeira fase para gerar novos dados das áreas construídas, calcularam-se as probabilidades espectrais das classes de ocupação de solo com as probabilidades da informação auxiliar através do classificador *Bayes* e por fim os algoritmos *Bayes* e Máxima Verosimilhança foram aplicados.

3 – Pós classificação

Esta fase como sendo a última fase do processo proposto, tem como função reclassificar os pixels dos dados auxiliares mais precisamente no PDM e na Rede Viária, que foram classificados de modo incorreto nas fases anteriores aplicando regras de pós classificação.

A validação dos resultados do método proposto foi a que apresentou melhores resultados com uma Exatidão Global de 70,5%, comparado com os classificadores Paralelepípedo, Mínima Distância e Máxima Verosimilhança.

Em 2003, Luísa Gonçalves, avalia o potencial das imagens IKONOS para a produção de cartografia de uso do solo a uma escala de 1:10 000, numa área urbana do concelho da Marinha Grande, utilizando uma abordagem de análise orientada a objeto, recorrendo à classificação difusa *fuzzy* e à análise de incerteza. Esta técnica tem como função extrair da imagem a dimensão e a semântica do objeto entendendo assim o objeto como unidade mínima de análise.

Os dados utilizados foram, uma imagem de satélite de alta resolução IKONOS e como informação auxiliar uma cartografia planimétrica, Espaços verdes, Etar, Infraestruturas desportivas, Atividade económicas, Equipamento escolar, Serviços de utilidade pública e administração local, Rede viária, Carta florestal, Carta de Ocupação do Solo 1990 (COS'90).

Utilizando as quatro bandas multiespectrais da imagem de alta resolução e com recurso ao programa *eCognition* através do algoritmo da segmentação, segmentou-se a imagem de modo a obter os objetos da imagem, foram testados quatro níveis de segmentação a escalas diferentes para que assim permitisse a identificação dos objetos.

De modo a construir uma base de conhecimento foi criada uma hierarquia das classes com base nos dados espectrais, forma, textura e relações de vizinhança. Essa hierarquia que teve como base a nomenclatura de referência que permitiu combinar as diferentes escalas de estruturas nas segmentações testadas.

Esses quatro níveis de segmentação tiveram como finalidade identificar objetos de maior dimensão (nível 4) cuja forma se mantivesse inalterável para determinadas variações de escala.

O nível 3 teve como finalidade melhorar a classificação do nível 4 uma vez que aumentou o pormenor dos objetos da imagem, já no nível 2 as classes apresentam uma desagregação igual à nomenclatura de referência e assumiram as propriedades das classes dos níveis anteriores, o nível 1 cuja dimensão dos objetos é muito semelhante à dimensão do pixel teve como objetivo distinguir as classes cobertura de telha vermelha, sombra e edificado.

Posteriormente foi aplicada a técnica *fuzzy* que visou a integração das diversas características dos objetos no processo de classificação para a análise de incerteza temática.

Dessa análise de incerteza foi gerado um mapa com um elevado detalhe temático na área urbana em estudo, em que foram identificadas 16 classes de ocupação de solo e com uma precisão global de 83%.

Posteriormente, Sara Encarnação (2004) aprofunda um estudo, aplicando uma abordagem de classificação automática de ocupação do solo em imagens de satélite. Nesta nova abordagem orientada para objetos, a imagem é entendida como um espaço multidimensional, em que os objetos são entendidos como unidades mínimas de análise, podendo desta forma ser uma mais-valia para o ordenamento e planeamento do território, face á necessidade constante de existir informação atualizada em virtude das constantes alterações ocorridas num curto espaço de tempo como é o caso das áreas urbanas.

A metodologia proposta tem como objetivo dar um contributo para a investigação da abordagem orientada a objeto em imagens de satélite, conjugando as vertentes teórica e operacionais, desenvolvendo um enquadramento teórico, formalizando regras de operacionalização que contribuam para uma maior automatização de cartografia de uso do solo a grandes escalas.

Foram utilizadas as imagens de satélite QuickBird e Landsat 7 ETM⁺ para aplicação do algoritmo da segmentação de modo a se fazer uma comparação dos objetos gerados. A área de estudo centrou-se na localidade de Linda-a-Velha concelho de Oeiras, a escolha desta área de estudo deveu-se essencialmente à heterogeneidade de ocupação do solo.

Para a aplicação da abordagem proposta foi utilizado, tal como referido anteriormente, o programa *eCognition*. Foram definidos diversos pressupostos e hipóteses em que se pretendeu distinguir duas classes de uso de solo, que até então não eram diferenciadas ou separadas, mais precisamente, a Habitação Unifamiliar e a Habitação Plurifamiliar a dois níveis de percepção espacial.

Esses dois níveis de percepção espacial são o elemento e a área, foram obtidos atrás dos parâmetros da resposta espectral, da forma, do seu significado e do contexto espacial.

A metodologia proposta desenvolveu-se em diversas etapas em que foi definida a nomenclatura de referência com uma desagregação hierarquia de quatro níveis, foram identificados e caracterizados os parâmetros de construção dos objetos resultantes da segmentação da imagem, construiu-se e analisou-se a rede hierárquica dos objetos a diferentes escalas de percepção espacial, construiu-se uma rede hierárquica dos objetos a classificar.

Por fim para se obter a classificação de uso do solo da imagem de satélite em que fossem observadas as classes Habitação Unifamiliar e Habitação Plurifamiliar separadas aplicou-se a técnica *fuzzy*, visto que esta trabalha com graus de pertença de um objeto a uma determinada classe, refinando assim a atribuição de significado a zonas homogéneas

Gonçalo Revez (2011), na sua dissertação de mestrado com o título “Extração de Classes de Ocupação do Solo a Partir de Imagens de Alta Resolução com Recurso a Árvores de Decisão”, aborda a temática de como as árvores de decisão poderão ser um método útil devido à sua rapidez de execução e flexibilidade para a classificação de ocupação de solo de imagens de alta resolução.

Este trabalho tem como objetivo investigar metodologias utilizadas em deteção remota e relaciona-las com a tecnologia da inteligência artificial através dos algoritmos de geração de árvores de decisão para a classificação de imagens de alta resolução,

demonstrando que a metodologia das árvores de decisão poderão ser uma alternativa útil face às metodologias tradicionais para a classificação de imagens.

As árvores de decisão são constituídas por uma estrutura hierárquica e sequencial que representada através de regras sobre um conjunto de dados tem como objetivo criar um método para a previsão ou classificação de novos conjuntos, tem como objetivo reduzir um elevado volume de dados mantendo as suas características, classifica as classes de modo que sejam bem interpretadas, bem como através de conjuntos de variáveis dependentes ou independentes pode prever no futuro o valor dessas mesmas variáveis.

Para a construção das mesmas existem algoritmos que se baseiam no princípio da divisão por nós do conjunto de dados, que se dividem em subconjuntos mais puros que os originais, atribuindo-lhes uma pureza pela sua homogeneidade, tornando-se assim o objetivo principal na criação de uma árvore de decisão, que esta contenha um conjunto de dados mais puros para que possa garantir uma precisão na classificação maior.

Para tal, foi aplicada uma metodologia em que combina a técnica de segmentação com a classificação supervisionada, utilizando algoritmos de geração de árvores de decisão, mais precisamente os algoritmos C4.5. e QUEST, fazendo uma análise comparativa entre eles, de modo a obter uma boa classificação das classes de solo na imagem de muito alta resolução.

Os dados obtidos para a realização deste caso de estudo são uma fotografia área digital correspondente a uma zona da cidade do Montijo e a carta de ocupação de solo Corine Land Cover 2006.

Este processo desenvolveu-se por varias etapas que teve por início a criação de áreas de treino e teste terminando na classificação das imagens com os algoritmos de árvores de decisão, passando-se a descrever as mesmas:

1 - A segmentação da imagem através do crescimento por regiões, em que foram utilizadas duas medidas, a de similaridade e a área em pixéis, aplicando vários parâmetros de similaridade e de área de modo a obter a melhor imagem de modo a que os segmentos gerados se aproximassem dos objetos reais.

2 - Regiões de Interesse de referência

Foram selecionadas seis classes para as regiões de interesse a partir da carta de ocupação de solo Corine Land Cover 2006, mas devido à necessidade de uma informação mais detalhada para a área de estudo foram criadas mais duas classes de referência.

3 - Técnicas com árvores de decisão

Nesta etapa da metodologia foi definido o valor de referência para a configuração do algoritmo QUEST, tomando como valor de referência 0, pelo motivo de este valor retornar a árvore com um valor mínimo estimado para a validação de erros ou custos da classificação (Revez, 2011).

4 - Arquitetura do Problema

Para gerar a árvore de decisão que apresenta-se os resultados pretendidos em termos de exatidão e precisão em relação à classificação de classes de uso de solo, foram realizados diversos procedimentos:

a) Geração das áreas de treino de forma aleatória e simples

A partir das regiões de interesse de referência geraram-se áreas de treino de forma automática e aleatória de modo a identificar as classes da área de estudo sem que haja sobreposição entre as mesmas.

b) Geração do Índice de Vegetação

A área de estudo está localizada numa zona em que existe bastante vegetação, por este motivo houve a necessidade de criar o índice de vegetação normalizado (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI), que funcionaram como variáveis independentes aquando a construção da árvore de decisão.

c) Criação da camada de variáveis para a geração da árvore de decisão

Para a geração da árvore de decisão foi criada uma camada de layers em que foram incluídas as variáveis: imagem gerada para a segmentação, o NDVI e as bandas do espectro visível e a banda do infravermelho próximo, bem como importadas as áreas de treino que são a amostra de dados para a criação da árvore de decisão.

d) Geração da árvore de decisão

Para a geração da árvore de decisão foram utilizados os algoritmos QUEST e C4.5, em que foram testados vários parâmetros de configuração de modo a identificar diferenças que possam interferir com os resultados.

e) Execução da árvore de decisão

Para a execução da árvore de decisão os parâmetros de entrada foram as variáveis de entrada e os algoritmos QUEST e C4.5 testados.

f) Validação dos resultados

Para validar os resultados dos algoritmos testados foi utilizada a matriz de confusão e o índice Kappa.

Analisando os resultados obtidos através da validação pode-se concluir que os algoritmos QUEST e C4.5 por serem algoritmos de geração de árvores de decisão univariadas (Revez, 2011), demonstraram serem técnicas uteis para a classificação de ocupação de solo em imagens de alta resolução, devido aos bons resultados obtidos bem como à sua rapidez de execução.

No âmbito do projeto GeoSat – Metodologias para extração de informação Geográfica a grande escala a partir de imagens de Satélite de alta resolução, desenvolvido pela FCSH/UNL, que tem como objetivo desenvolver uma metodologia que permita a elaboração de cartografia temática para fins municipais, recorrendo a imagens de satélite de alta resolução, Paulo Crisógono (2011), na sua tese de mestrado avalia classificadores supervisionados pixel a pixel com o intuito de demonstrar que os mesmos poderão contribuir para o aumento da precisão temática, minimizando a problemática da variabilidade espectral característica das áreas urbanas.

Como caso de estudo, foi utilizada uma imagem de satélite de alta resolução produzida pelo satélite QuickBird, focando-se em algumas freguesias da cidade de Lisboa.

A escolha de classificadores supervisionados pixel a pixel, baseou-se no facto de esses classificadores utilizarem como base para a classificação um conjunto de píxeis semelhantes reconhecendo-lhes assim os mesmos padrões espectrais.

Com o intuito de desenvolver processos de classificação de ocupação de solo em meios urbanos que produzam maior exatidão temática, propõe dois processos de

classificação, em que o primeiro designado por processo de classificação por níveis avalia a exatidão global dos níveis temáticos e o segundo processo de classificação por classes utiliza a própria classe como unidade de análise recorrendo assim à exatidão do utilizador para verificar o classificador que melhores resultados obtenha.

Foi definida uma nomenclatura com base num esquema hierárquico de quatro níveis, iniciando-se num nível mais geral até a um nível mais pormenorizado, dando origem a uma nomenclatura de referência com 12 classes.

Todos os níveis da nomenclatura de referência das duas abordagens propostas foram classificados através dos algoritmos Paralelepípedo, Mínima Distância, Distancia de Mahalanobis, Máxima Verosimilhança, Spectral Angle Mapper, Codificação Binária.

Através dos resultados obtidos pela classificação dos algoritmos acima referidos, no processo de classificação por níveis as classes que obtiveram uma melhor exatidão global serviram de máscaras para melhor se aferir resultados de exatidão global, já na abordagem classificação por classes foram utilizadas como máscaras as classes com melhores resultados da exatidão do utilizador.

Para cada um dos processos foi elaborado um mapa final com os resultados do melhor classificador, que teve como objetivo comparar as duas abordagens propostas, concluindo-se que em ambos os casos as exatidões são muito idênticas, embora o autor refira que a classificação por níveis poderá ser uma melhor opção em virtude da rapidez na obtenção dos resultados.

As metodologias apresentadas e planeiam diversas abordagens de classificação de ocupação de solo em meios urbanos utilizando imagens de satélite de alta resolução, são exploradas diversas técnicas de classificadores supervisionados com o intuito de identificar os seus elementos caracterizadores, como a forma, textura, relações de vizinhança, árvores de decisão, informação auxiliar, classificações orientadas pixel a pixel bem classificações orientadas a objetos, visando obter melhores resultados de exatidão, demonstrando assim através das metodologias aplicadas serem abordagens uteis na produção de cartografia temática a escalas de média e alta precisão em menor tempo.

Quadro 1 – Algumas reflexões sobre Detecção Remota Urbana em Portugal

Autor/Data	Título	Objetivos	Dados Utilizados	Método de Classificação	Exatidão e Erro
Jorge Rocha 2002	Integração de Dados Estatísticos na Classificação de Imagens de Satélite	Classificação de ocupação de solo em meios urbanos	Imagens de satélite SPOT e Landsat TM Censos BGRE PDM Rede Viária	Aplicativo IDECIS Classificação não Supervisionada: ISODATA e Bayes Classificação Supervisionada: Paralelepípedo; Mínima Distância e Máxima Verosimilhança	EG – 70,5% Kappa 0,67
Luísa Gonçalves 2003	Avaliação das Imagens Multiespectrais do Satélite IKONOS para Produção de Cartografia de Ocupação do Solo	Avaliação de uma imagem IKONOS para a produção de cartografia de uso do solo a uma escala de 1:10 000 em áreas urbanas.	Imagem de satélite IKONOS Cartografia planimétrica, Espaços verdes, Etar, Infraestruturas desportivas, Atividade económicas, Equipamento escolar, Serviços de utilidade pública e administração local, Rede viária, Carta florestal, COS'90	Classificação Supervisionada Segmentação Técnica fuzzy Matriz de concordância Índice Kappa	EG – 83% Kappa 0,73
Sara Encarnação 2004	Análise de Imagem Orientada a Objeto	Produção de cartografia de uso do solo a grandes escalas.	Imagens de satélite QuickBird e Landsat 7 ETM ⁺	Classificação Supervisionada Segmentação: Bottom-up e Top-Down Técnica fuzzy Matriz de concordância Índice Kappa	_____
Gonçalo Revez 2011	Extração de Classes de Ocupação do Solo a Partir de Imagens de Alta Resolução com Recurso a Árvores de Decisão	Classificação de ocupação de solo	Fotografia área digital Corine Land Cover 2006	Classificação supervisionada, Segmentação Algoritmos de geração de árvores de decisão: C4.5. e o QUEST	EG – 97,3% Kappa 0,96
Paulo Crisógono 2011	Detecção Remota em Meio Urbano: Teste com Classificadores Supervisionados a Nível do Pixel Sobre Imagens de Alta Resolução Espacial Aplicados Numa Lógica Hierárquica de Classes	Demonstrar que os classificadores pixel a pixel são uteis para a produção de cartografia de ocupação de solo	Imagem de satélite QuickBird	Classificação Supervisionada: Paralelepípedo, Mínima Distância, Distância de Mahalanobis, Máxima Verosimilhança, Spectral Angle Mapper, Codificação Binária	EG – 55,4% Kappa 0,50

Capítulo III – Dados e métodos

Com o objetivo de demonstrar a utilidade da utilização de imagens de satélite de alta resolução para a produção de informação geográfica temática, bem como, experimentar a extracção de elementos de uma imagem de alta resolução a partir de protocolos de segmentação, testou-se uma abordagem orientada por zona (ou regiões) utilizando classificadores supervisionados que se desenvolveu em várias fases.

A imagem de satélite adotada para a presente dissertação é uma cena (imagem) do satélite WorldView2, em que abrange uma área Metropolitana de Lisboa, localizada entre as freguesias de Ameixoeira, Carnide, Charneca, Lumiar, Odivelas e Olival de Basto.

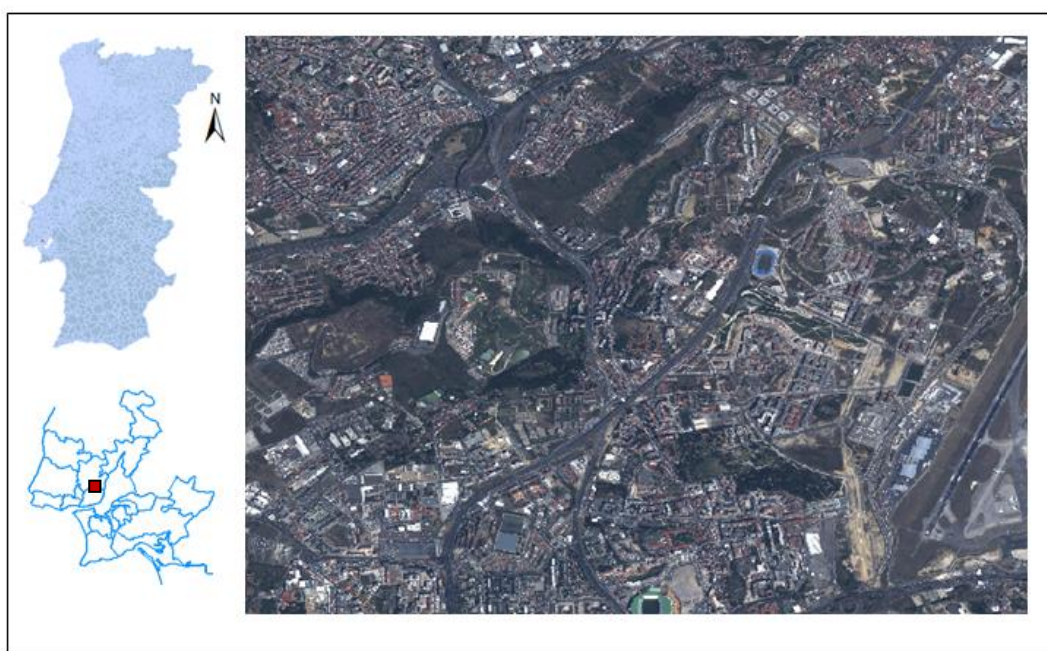


Figura 1 - Área de estudo

O WorldView2 foi lançado no dia 8 de Outubro de 2009 e é o mais recente satélite da empresa DigitalGlobe, possuindo a resolução de 50cm, 10cm a mais que o QuickBird seu antecessor. Além disto o WorldView2 possui a capacidade de recolha de imagens em curto espaço temporal (Quadro 2).

A sua principal inovação são os novos sensores, pois é o primeiro satélite do mercado que possui 8 bandas multiespectrais. Assim ele pode auxiliar na identificação de objetos e formas possibilitando análises até então não executadas. Além das 4 bandas tradicionais vermelho, verde, azul e infravermelho próximo, tem 4 bandas adicionais

sendo o azul costeiro (Coastal), aplicável a trabalhos oceanográficos, amarela, indicada para distintas classificações, vermelho limítrofe e infravermelho-2, voltadas para análises e classificações vegetacionais e estudos de biomassa.

A banda 1 azul costeiro “Coastal” localizada no espectro eletromagnético entre os 400 e 450 nm possui uma maior dispersão atmosférica contribuindo assim para que se possa aplicar novas técnicas na correção atmosférica, é também um benefício importante nos estudos de batimetria pois a sua capacidade de penetração na água é mais elevada.

A banda 4 “Yellow” localizada entre os 585 nm e os 625 nm, é um contributo muito significativo para fotointerpretação das imagens, pois identifica mais facilmente as alterações de ocupação de solo mais precisamente a vegetação da não vegetação ou solo a descoberto, ideal para estudos em áreas urbanas.

A Banda 6 “Red_Edge situada entre os 705 nm e os 745 nm e a banda 8 “Near-IR2” localizada no espectro eletromagnético entre os 860 nm e os 1040 nm, são muito uteis para análises e classificações vegetacionais bem como para estudos de biomassa, devido à capacidade de identificar ocupações de solo que até então não eram possíveis de ser identificadas nas imagens de satélite.

Quadro 2 - Atributos dos metadados da imagem de satélite

Atributos dos Metadados	Valor dos Atributos dos Metadados
País/local	Portugal/ Lisboa (nordeste)
Satélite	WorldView2
Sensor	Quinck Stats
Produtor	<i>Digital Globe</i>
Formato dos Dados de Registo	BSQ
Formato dos Dados	GEOTIFF
Data Set Name	10JUN29114653-M2AS_R1C2- O5244048010_01_P001
Data de Produção	2010
Nº Colunas	2048
Nº Linhas	2048
Dimensão da Imagem (pixels)	4194304
Resolução Espacial ou geométrica	2 Metros

Resolução Radiométrica	11 Bits
Resolução Espectral	8 Bandas multiespectrais (1,84 metros) 1 Banda Pancromática (0,46 cm)
Resolução temporal	1 Dia
Sistema de Coordenadas Geográficas	
Sistema Referencia Projeção:	UTM (Transverse Mercator) Zone 29 North
Datum	WGS-84

Na primeira fase definiu-se a nomenclatura de referência onde foram identificadas as classes de solo visíveis na imagem, seguindo-se à criação de segmentos de treino onde foi feita uma caracterização dos segmentos através de medidas estatísticas, na terceira fase classificou-se a imagem bem como se fez uma caracterização espectral da amostra, por fim fez-se uma análise de exatidão para avaliar os resultados obtidos.

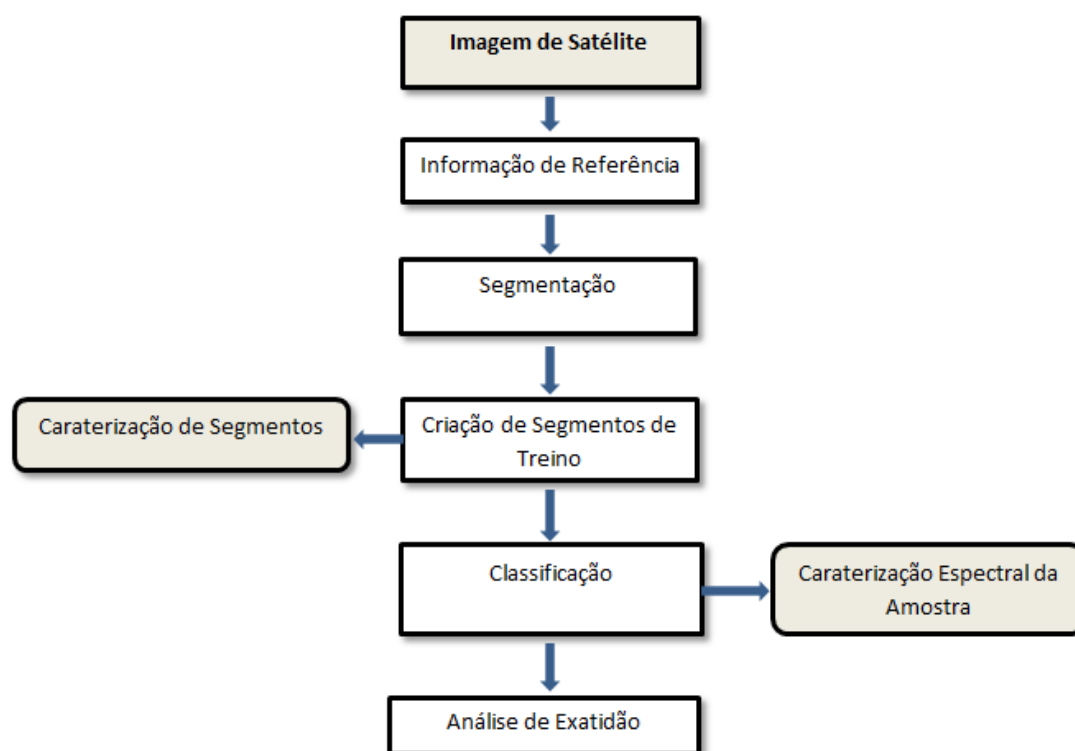


Figura 2 - Fluxograma do Trabalho/Projeto

A execução da metodologia proposta foi efetuada através dos programas ArcGis10 e IDRISI Taiga.

III.1 - Criação de nomenclatura

Uma nomenclatura de ocupação do solo deve ter uma definição taxonomicamente correta das classes de informação e deve estar organizada segundo um determinado critério lógico (Caetano, 2006). Carleer e Wolff (2008) com o intuito de caracterizarem as classes de ocupação de solo recorrem à técnica da segmentação, que depois de definido o nível de segmentação que melhor identifique os objetos na imagem, caracterizam as classes pretendidas para o estudo em questão.

Recorrendo à mesma técnica dos autores acima referidos, para definir a informação de referência do presente caso de estudo, optou-se por um critério empírico, que depois de se definir o nível de segmentação que se achou mais apropriado identificaram-se as classes de ocupação de solo presentes na imagem.

A legenda hierarquizada é composta por 3 níveis de desagregação, em que no primeiro nível incluiu-se sete classes que representam as principais ocupações de solo em área urbanas, no segundo nível as classes foram classificadas pelo nome dos objetos identificados na fotointerpretação dando origem à criação de dezasseis classes, e o terceiro nível foram classificados pelas características dos objetos definidos no nível anterior originando vinte e três classes. (Quadro 3).

Classificação de Ocupação de Solo

Nível 1	Nível 2	Nível 3
1 Cobertura de edifícios	1.1 Telha de cerâmica	1.1.1 Novo 1.1.2 Envelhecida 1.1.3 Branca
	1.2 Cimento	1.2.1 Cimento
	1.3 Metal	1.3.1 Branco 1.3.2 Azul 1.3.3 Cinzento
2 Vias	2.1 Asfalto	2.1.1 Novo 2.1.2 Velho
	2.2 Terra batida	2.2.1 Terra batida
	2.3 Calçada	2.3.1 Calçada
	2.4 Rede Ferroviária	2.4.1 Linhas do Metropolitano

3 Pavimentos e coberturas sintéticas	3.1 Pavimentos Outros	3.1.1 Pavimentos Outros
	3.2 Coberturas	3.2.1 Coberturas
4 Solo a descoberto	4.1 Solo a descoberto urbano	4.1.1 Lotes vazios
	4.2 Solo a descoberto (outros)	4.2.1 Solo a descoberto
5 Vegetação	5.1 Herbácea	5.1.1 Bom estado 5.1.2 Mau estado
	5.2 Arbórea	5.2.1 Claras 5.2.2 Escuras
6 Planos de água	6.1 Corpos de Água	6.1.1 Corpos de Água
	6.2 Piscinas	6.2.1 Piscinas
7 Sombra	7.1 Sombra	7.1.1 Sombra

Quadro 3 - Classificação de ocupação de solo

Foi também criada uma ficha técnica para cada classe de ocupação de solo onde foram registadas todas as características dessa classe (anexo 1). A título de exemplo apresenta-se uma dessas fichas (Figura 3).


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Telha de Cerâmica - Nova
Código	1.1.1
Descrição	Composta por argilas ricas em illita e montmorillonitas
Cor	Castanho claro
Forma	Retangular
Contexto	Cobertura de edifícios principalmente residenciais, edifícios públicos (administração)
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

Figura 3: Exemplo de uma ficha descritiva da classe de ocupação do solo

III.2 – Segmentação

A introdução da segmentação é uma nova abordagem, iniciada nos anos 1990. Este método automático é alternativo ao método pixel a pixel. Nesta abordagem não é um pixel mas um segmento.

O segmento é um objeto vetorial (polígono) que resulta da aplicação da similaridade espectral baseada nos valores de uma vizinhança de uma qualquer imagem digital.

Na tabela de parametrização dos segmentos, o único parâmetro que varia é a tolerância da similaridade espectral, é em função do cálculo da média espectral da vizinhança tendo por referência o desvio padrão, reconhecendo automaticamente as fronteiras. Deste modo serve para cada segmento caracterizar bem o objeto e classificando as parcelas de teste (assinaturas). A segmentação é automática mas os parâmetros de teste são controlados pelo operador e possuem um vasto conjunto de combinações que podem e devem ser testadas.

III.3- Definição de protocolos de parâmetros de similaridade

Com o intuito de se definir a melhor segmentação para a imagem em estudo foram testados vários níveis de tolerância de similaridade de 1 a 10 (anexo 2).

Após se testar os vários níveis de tolerância em que se fez variar o parâmetro de similaridade concluiu-se que o nível de tolerância de similaridade 4 seria o mais adequado para se utilizar como segmento de treino.

A opção pela segmentação com o nível de tolerância de similaridade 4 foi uma opção relativamente aleatória, com uma certa base empírica, uma vez que ao se comparar este nível de segmentação com os objetos identificados na imagem, verificou-se que o perímetro definido em cada segmento se ajustava mais ao perímetro dos objetos inspecionados visualmente e selecionados à sorte na imagem.

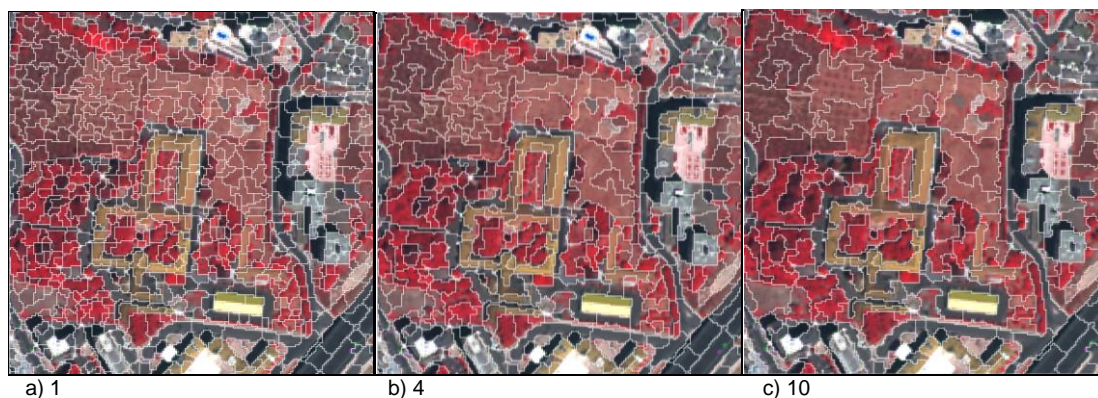


Figura 4 - Exemplo dos níveis de similaridade testados: a)1, b)4 e c)10

III.4 – Caraterização dos Segmentos

Com o objetivo de analisar o efeito da variação da tolerância de similaridade sobre o número de polígonos, a área média e o perímetro médio de polígonos de pixéis por segmento, fez-se uma análise estatística, verificando assim qual a sua correlação. Para tal os mapas vetoriais das várias segmentações gerados e testados no Software IDRISI Taiga foram exportados para o Software ArcGis10. Nas tabelas dos referidos mapas foram acrescentadas colunas e através da função “*Calculate Geometry*” foram calculadas as áreas médias e os perímetros médios.

Estes mapas vetoriais foram transformados em mapas *raster* com o intuito de se poder apurar o número de pixéis por segmento, posteriormente as tabelas dos mapas matriciais (*raster*) foram acrescentadas às tabelas dos mapas vetoriais dos vários níveis de segmentação através da função “*Join Data*”, construindo-se assim tabelas em que se obteve a informação desejada, ou seja, a área média, o perímetro médio, o número médio de pixéis por segmento e o número de polígonos.

O coeficiente de correlação permite definir a variação da variável dependente que é explicada pela variação das variáveis independentes (Abreu, 2006), permitindo assim saber qual o relacionamento entre a variável independente com as variáveis dependentes, como tal, foram criados diversos diagramas de dispersão com a informação obtida nos procedimentos acima referidos tendo como objetivo analisar o efeito da variação da tolerância de similaridade.

Foram gerados diagramas de dispersão com as variáveis perímetro médio e área média (Figura 5) onde se pode observar uma correlação positiva elevada entre as variáveis.

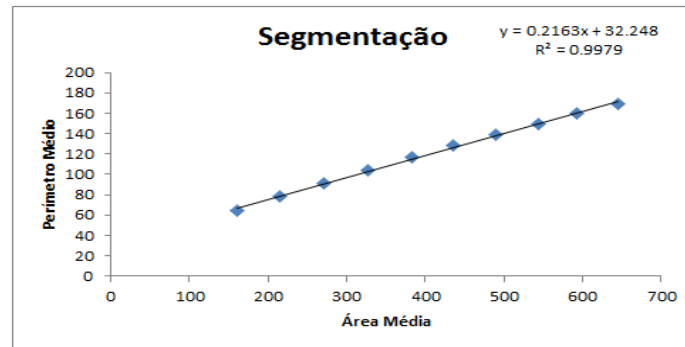


Figura 5 - Diagrama de dispersão com as variáveis perímetro médio e área média

Criou-se também um diagrama de dispersão (Figura 6) com as variáveis número médio de pixels por segmento e a área média, confirmando-se assim a elevada correlação positiva entre as variáveis, que já no anterior diagrama se tinha verificado.

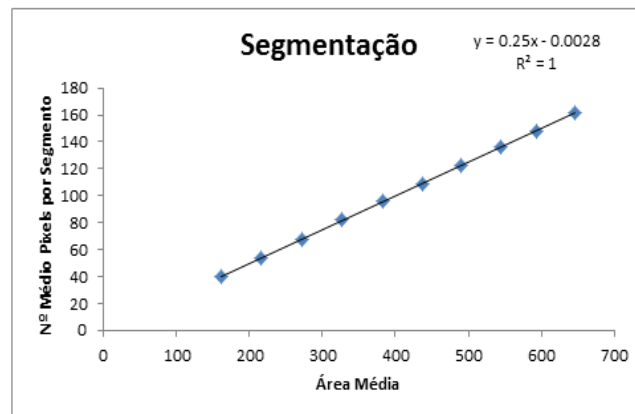


Figura 6 - Diagrama de dispersão com as variáveis número médio de pixels por segmento e área média

Por fim gerou-se o ultimo diagrama de dispersão (Figura 7) com as variáveis tolerância de similaridade e número de polígonos onde se concluiu a existência de uma forte correlação positiva entre as mesmas.

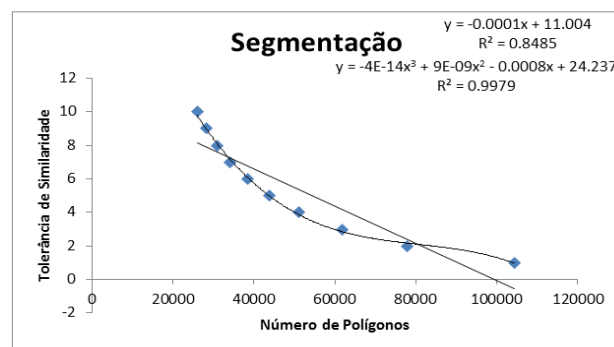


Figura 7 - Diagrama de dispersão com as variáveis tolerância de similaridade e número de polígonos

III.5 – Criação de segmentos de treino

Depois de definido qual o nível de segmentação mais adequado à imagem, foram criadas classes de treino, segundo Portugal (2010), a digitalização de elementos de treino é fulcral para a qualidade dos objetos extraídos. De facto, quanto mais preciso e rigoroso for o conjunto de elementos de treino inseridos pelo analista, melhor a qualidade dos resultados que o programa irá extrair de forma automática. A extração abrange todos os elementos com um comportamento espectral, espacial e geométrico semelhante, partindo de um conjunto de elementos de treino em que as características espectrais e geométricas do elemento a extrair são rigorosamente delineadas.

A criação do mapa de segmentos de treino, foi gerado através do mapa de segmentos de nível de tolerância de similaridade 4, onde foram digitalizadas amostras das 23 classes do nível 3 da informação de referência. Posteriormente houve a necessidade de se reclassificar este mapa para 16 classes do nível 2 da informação de referência, com o objetivo de se verificar se a exatidão temática obtinha resultados mais satisfatórios. Este procedimento foi efetuado uma terceira vez em que se reclassificou o mapa de segmentos de treino com as 7 classes do nível 1 da nomenclatura de referência, de modo a verificar qual a sua exatidão temática.

III.6 - Caracterização Espetral da Amostra

A caracterização espectral da amostra consiste em se fazer uma análise estatística em função dos comportamentos espectrais de cada classe da amostra com base em cada uma das oito bandas da imagem através dos seus níveis digitais(ND).

Para tal utilizaram-se os indicadores estatísticos Mínimo, Máximo e Média dos valores de ND, caracterizando-se assim os seus comportamentos espectrais de modo a analisar os comportamentos semelhantes ou divergentes de cada classe em cada uma das bandas da imagem.

O ficheiro, que contem as amostras das classes de treino do nível 3 da informação de referência, serviu como base para se fazer esta caracterização. Este mapa gerado no Software IDRISI Taiga foi exportado para o programa ArcGis10, e através da ferramenta “Spatial Analyst Tools – Zonal Statistics as Table” foram adicionadas ao ficheiro as oito bandas da imagem. Selecionaram-se os indicadores estatísticos Mínimo,

Máximo e Média de cada banda de modo a se criar uma tabela que conte-se os valores dos ND de cada banda nas 23 classes.

A vegetação, a água e os solos, bem como as superfícies impermeabilizadas, apresentam comportamento espectral diferenciado conforme os comprimentos de onda. O resultado desse comportamento designa-se por assinatura espectral dos elementos (Tenedório, 2009). Os espectros de bibliotecas espectrais urbanas refletem estas propriedades em características de assinaturas espectrais e características de absorção relacionados. A análise desses espectros e a comparação de suas feições com bibliotecas espectrais permite diagnosticar a presença de certos componentes da matéria.

Segundo Encarnação (2006), cada objeto terá um comportamento espectral (dado pela sua assinatura espectral ou curva espectral), variando este em função do comprimento de onda. A diferenciação e classificação dos objetos nas imagens de satélite faz-se pela caracterização dos respectivos comportamentos espectrais.

Analizando os gráficos gerados através da tabela criada podemos verificar o perfil dos comportamentos espectrais das classes em cada banda da amostra, podendo assim agrupá-los por grupos com base no seu comportamento semelhante ou divergente.

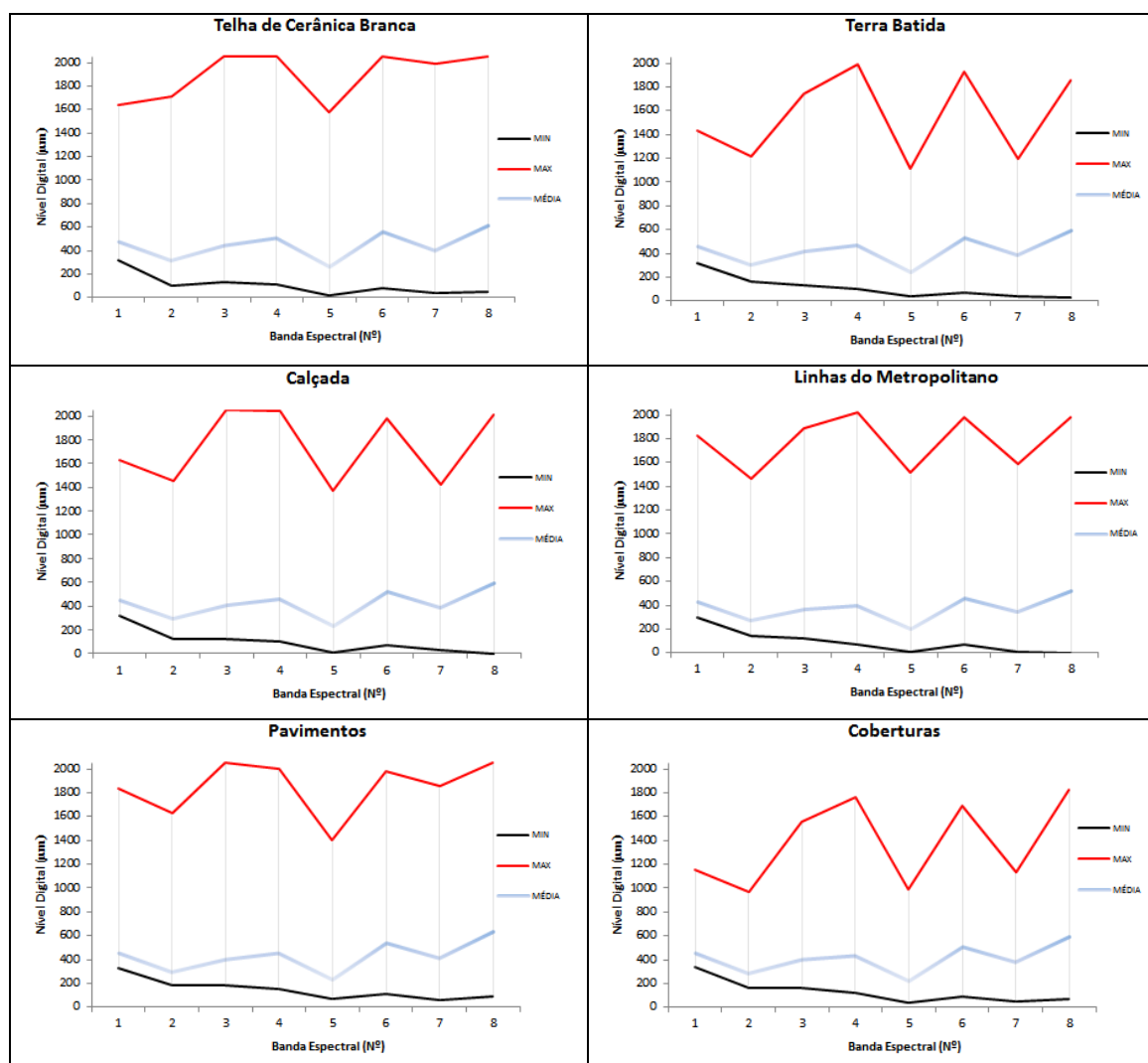
Criou-se um grupo (Figura 8) em que foram incluídas as classes “Telha de Cerâmica Nova, Telha de Cerâmica Envelhecida, Telha de Cimento, Telha de Metal Branco e Asfalto Novo, Telha de Metal Azul, Asfalto Novo e Sombra”, devido ao seu comportamento espectral ser semelhante em que os valores dos ND têm o mesmo comportamento espectral nas oito bandas, com valores de média elevados, referindo ainda que a classe Telha de Metal Azul que embora tenha um valor médio de ND um pouco menos elevado nas bandas 1, 2 e 5 se mantém constante e muito semelhante nos restantes indicadores estatísticos, o mesmo acontecendo à classe Asfalto Novo que embora o valor da média tenha algumas oscilações em algumas bandas se mantém constantes nos restantes indicadores, comportamento idêntico de verifica na classe Sombra, deixando assim, antever que devido a este comportamento espectral das classes os valores de concordância a quando a geração dos resultados poderão não ser os desejados, devido aos erros de classificação.



Figura 8 - Classes com comportamento espectral semelhante

Segundo Herold e Roberts (2009) existem classes de ocupação de solo que são compostos por materiais semelhantes, por isso com respostas espectrais idênticas, mas com designações diferentes que poderam gerar erros de classificação, como é o caso das classes de Telha de Cerâmica.

Criou-se outro grupo (Figura 9) em que foram incluídas as classes “ Telha de Cerâmica Branca, Terra Batida, Calçada, Linhas de Metropolitano, Pavimentos, Coberturas, Solo a Descoberto, Herbácea Bom Estado, Arbórea Claras, Arbórea Escuras e Piscinas Telha de Metal Cinzento”, em que se verificou através do indicador da média que o comportamento dos valores dos ND têm bastantes oscilações entre as oito bandas, refere-se ainda que a classe Telha de Metal Cinzento, embora tenha um comportamento dos valores médios dos ND mais constante entre bandas o seu valor médio na banda um inclui-se nos valores dos ND seleccionados para este grupo.



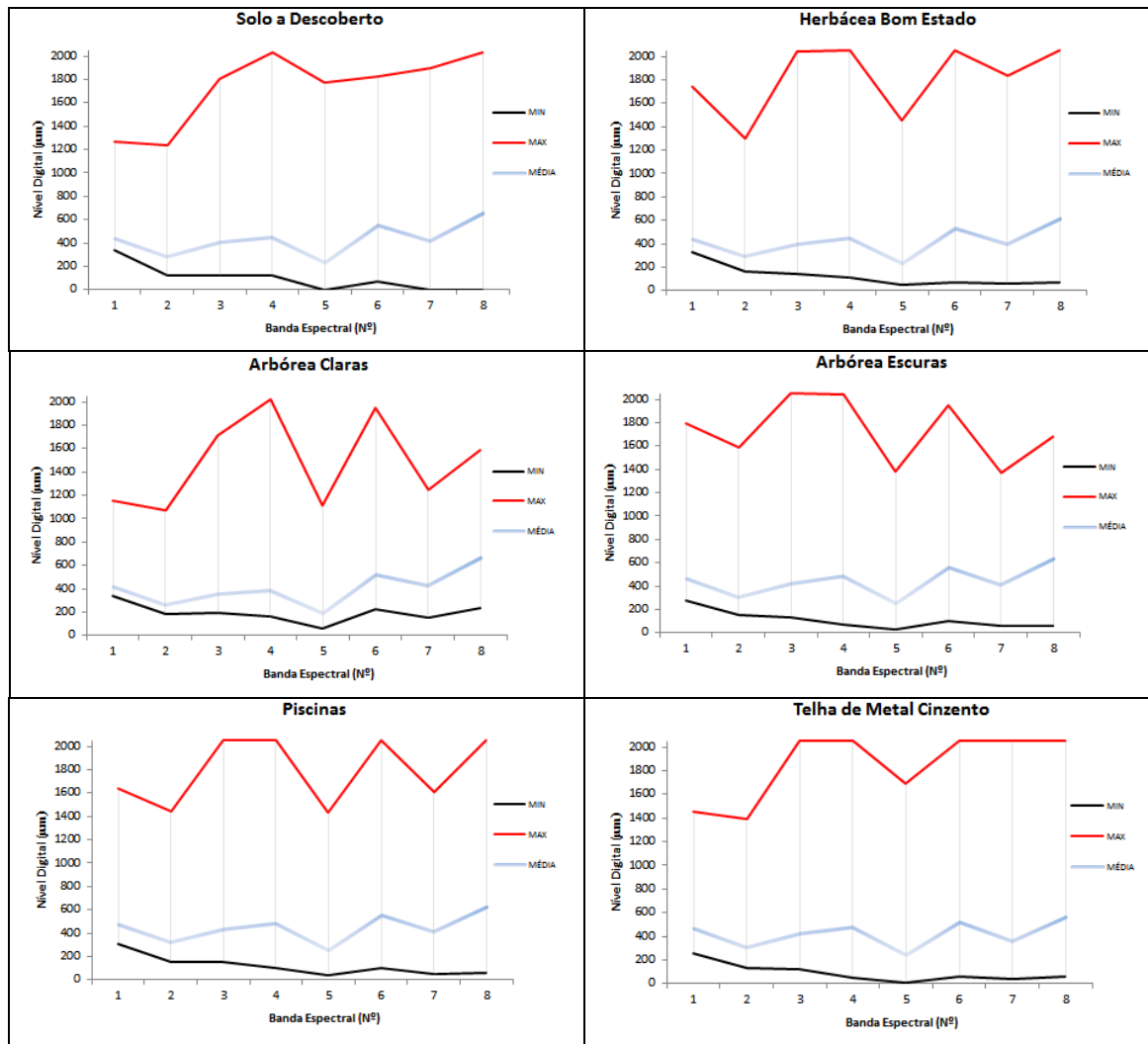


Figura 9 - Classes com comportamento espectral divergente

E por último foi criado um grupo (Figura 10) com as classes “Lotes Vazios, Herbácea Mau Estado e Corpos de Água”, por os seus valores de ND nos indicadores estatísticos selecionados apresentarem valores de ND baixos bem como constantes oscilações em todas as bandas da imagem.

Verifica-se que neste grupo a maior parte da energia é absorvida, os seus ND baixos entre 400 nm e os 800 nm demonstram uma refletância praticamente nula, ocorrendo assim confusões de classificação entre as classes.

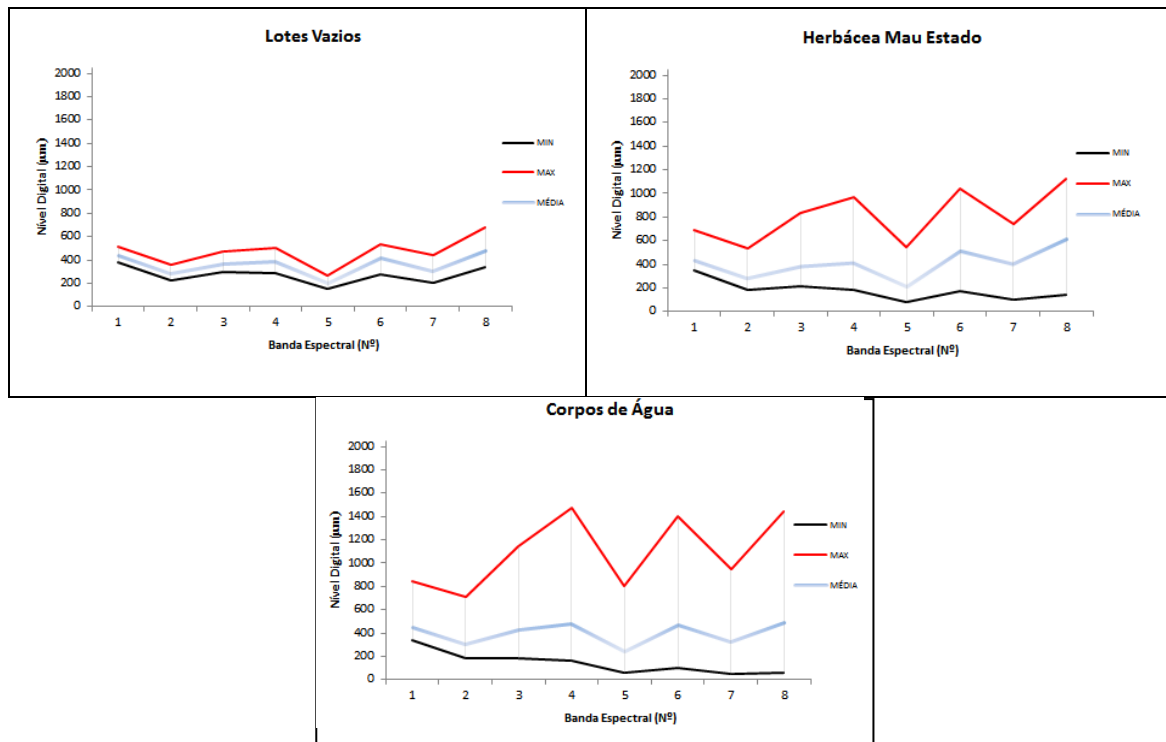


Figura 10 – Classes com comportamento espectral divergente e valores de DN baixos

Esta caracterização espectral da amostra, que analisa os comportamentos espectrais de cada classe da amostra com base em cada uma das oito bandas da imagem através dos seus níveis digitais foi muito útil aquando a análise de exatidão para avaliar os resultados obtidos, pois permitiu explicar alguns dos resultados de exatidão das classes com maior variação espectral.

III.7 – Aplicação de classificadores

Esta etapa agrupa conjuntos de segmentos de treino com o mesmo comportamento espectral em classes diferentes, tendo como referência as assinaturas espectrais de cada classe, o mesmo será dizer, que a classificação de temas é feita pela escolha das características que os descrevem para os diferenciar entre si.

O método utilizado foi a classificação supervisionada, esta permite a identificação das informações acerca das diferentes classes, através da criação de parcelas teste. Utiliza classificadores probabilísticos que servem de base para a caracterização estatística dos níveis de reflectância das diversas classes, através da atribuição de uma assinatura espectral às diferentes classes (Portugal, 2010).

Como classificador para gerar as assinaturas espectrais foi utilizado o algoritmo da Máxima Verosimilhança por este se basear na noção de função de densidade de probabilidade.

III.8 – Criação de uma cartografia de referência com a nomenclatura definida

Com o intuito de criar um mapa de referência para aferir a exatidão da cartografia produzida nas etapas anteriores, construiu-se um hipotético modelo da realidade, utilizando a imagem de satélite como base do processo.

Segundo Portugal (2010), ao se observar imagens de satélite podemos reconhecer vários objetos com diferentes tamanhos e formas, alguns identificáveis outros não (e.g. edifícios, árvores, vias). Quando os objetos são identificáveis com base nas variáveis visuais contidas na imagem (forma, tamanho, textura, sombra, tom, localização e a resolução) é possível ao analista atribuir significado ao objeto, levando à transformação dos dados brutos da imagem em informação geográfica.

O mapa foi gerado no Software ArcGis10, onde foram criados polígonos com base na interpretação visual da imagem que identificassem cada classe de ocupação de solo do nível 3 da nomenclatura de referência, posteriormente e como já foi explicado anteriormente houve a necessidade de se voltar a reclassificar este mapa com as classes de ocupação de solo dos níveis 2 e 1 da informação de referência.



Figura 11 – Cartografia da nomenclatura de referência

III.9 – Avaliação da exatidão temática

Para avaliar a exatidão da classificação do caso de estudo, foram criadas três matrizes de contingência (concordância, erro ou confusão) com os mapas gerados pelos três níveis de desagregação da nomenclatura de referência, visando assim comparar categoria a categoria, a relação entre a informação de referência com os resultados correspondentes advindos da classificação automática.

Esta análise de exatidão aferida pelo cálculo da concordância na matriz de contingência (anexo 4, 5 e 6), possibilita identificar o erro global da classificação, em cada categoria e a forma como se geram confusões entre categorias, tendo como objetivo testar o resultado da classificação comparando os dados de amostras independentes que se traduzem numa classificação concordante.

Em virtude de a exatidão global apenas utilizar os dados que se encontram ao longo da diagonal da matriz de concordância excluindo os erros de omissão e comissão, aplicou-se o Índice de concordância Kappa uma vez que este método avalia a concordância entre o resultado da classificação obtida através da exatidão observada e a concordância devido ao acaso, incorporando assim os elementos não diagonais da matriz como um produto dos valores marginais das linhas e colunas (Rocha, 2002).

Capítulo IV – Resultados

Para avaliar a exatidão da classificação de ocupação do solo nos três níveis da informação de referência, foram criadas matrizes de contingência, visando comparar categoria a categoria, a relação entre a informação de referência com os resultados correspondentes advindos da classificação automática.

A análise de exatidão aferida pelo cálculo da concordância na matriz de contingência, possibilita identificar o erro global da classificação, em cada categoria e a forma como se geraram “confusões” entre categorias. Tem como objetivo testar o resultado da classificação comparando os dados de amostras independentes que se traduzem numa classificação concordante, o cálculo é efetuado na proporção entre o número total de amostras corretamente classificadas, ou seja, entre a diagonal principal e a dimensão da amostra, medindo a qualidade da classificação como um todo.

Quadro 4 – Resultados dos valores de concordância das matrizes

Matriz	Exatidão Global (%)	Índice Kappa
Nível 3	44,75	0.3916
Nível 2	51,34	0.4316
Nível 1	77,59	0.6495

Das análises efetuadas resultaram valores de exatidão global de 44,75% no nível 3 da nomenclatura de referência com as 23 classes definidas para esse nível, no nível 2 com 16 classes definidas a exatidão global foi de 51,34% e no nível 1 com 7 classes foi obtido uma exatidão global de 77,59%.

Uma vez que a exatidão global apenas utiliza os dados da diagonal da matriz de concordância não contabilizando os erros do produtor e do utilizador, aplicou-se o Índice Kappa, pois este avalia a exatidão da classificação relativamente aos elementos presentes na imagem como um todo incorporando assim todos os valores da matriz e não apenas os da diagonal.

Os resultados do Índice concordância kappa para o nível 3 foi de 0,3916, para o nível 2 foi de 0,4316 e para o nível 1 foi de 0,6495, segundo Galparsoro e Fernández, (1999) os valores da concordância de kappa nos níveis 3 e 2 são moderados, já para o nível 1 os autores consideram ser um bom resultado.

IV.1 – Nível 3 – Análise de Resultados

O processo de extração de elementos obteve resultados divergentes para cada uma das 23 classes de ocupação de solo do nível 3 da nomenclatura de referência, os valores de concordância em várias classes são muito reduzidos.

De seguida, apresenta-se o mapa com a informação de referência e o mapa de classificação automática que foram utilizados para gerar a matriz de concordância (Figura 12).

Nível 3 Informação de Referência



Nível 3 Classificação Automática



Legenda Comum aos Mapas A e B

Telha Cerm Nova	Matal Cinzento	Pavimentos	Arb Clara
Telha Cerm Envelhecida	Asfalto Novo	Coberturas	Arb Escura
Telha Cerm Branca	Asfalto Velho	Lotes Vazios	Corpos de Água
Cimento	Terra Batida	Solo Descoberto	Piscinas
Matal Branco	Calçada	Herb Bom Estado	Sombra
Metal Azul	Linhas Metropolitano	Herb Mau Estado	

0 200 400

Figura 12 - Mapa A Informação de Referência, mapa B Classificação Automática

Condordância da Matriz Nível 3

Quadro 5 – Resultados de concordância da matriz de nível 3

Classes	Exatidão do Produtor (%)	Comissão (%)	Exatidão do Utilizador (%)	Omissão (%)
Telha de Cer. Nova	33,22	66,78	45,58	54,42
Telha de Cer. Envelhecida	54,28	45,72	71,24	28,76
Telha de Cer. Branca	31,20	68,80	27,13	72,87
Cimento	45,89	54,11	20,93	79,07
Metal Branco	90,94	9,06	61,27	38,73
Metal Azul	21,99	78,01	67,79	32,21
Metal Cinzento	29,79	70,21	74,03	25,97
Asfalto Novo	65,08	34,92	72,97	27,03
Asfalto Velho	31,05	68,95	44,25	55,75
Terra Batida	7,09	92,91	26,10	73,90
Calçada	57,73	42,23	7,74	92,26
Linhas do Metropolitano	4,00	96,00	96,65	3,35
Pavimentos	66,14	33,86	69,59	30,41
Coberturas	41,68	58,32	67,31	32,69
Lotes Vazios	1,00	99,00	49,82	50,18
Solo a Descoberto	48,52	51,48	29,06	70,94
Herbácea Bom Estado	38,94	61,06	50,13	49,87
Herbácea Mau Estado	79,46	20,54	41,62	58,38
Arbórea Claras	38,12	61,88	52,85	47,15
Arbórea Escuras	18,47	81,53	57,08	42,92
Corpos de Água	83,84	16,16	88,33	11,67
Piscinas	8,46	91,54	58,93	41,07
Sombra	60,16	39,84	68,78	31,22

As classes que tiveram valores de concordância mais baixos na exatidão do produtor são: Lotes Vazios com 1%, Linhas de Metropolitano com 4% e Piscinas com 8,46%, ou seja, o mapa de classificação automática apenas identificou algumas das amostras destas classes, que foram classificadas no mapa produzido pela fotointerpretação com as mesmas classes.

Através da análise da matriz de concordância pode-se verificar a existência de, uma elevada percentagem de pixéis da classe Lotes Vazios inseridas nas classes Solo a Descoberto e Calçada. Este facto pode ser justificado devido à composição mineral destas classes ser idêntica.

Um exemplo da classe designada no mapa de verdade no terreno que foi classificado como Calçada no mapa da classificação automática foi classificado co Terra Batida (Figura 13).

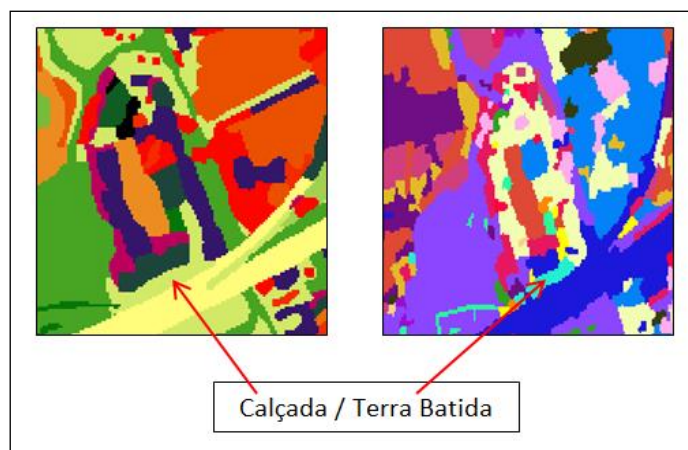


Figura 13 - Erro de classificação

O principal problema das classificações de ocupação do solo é a mistura espectral dos elementos da superfície terrestre, e a sua consequente mistura na classificação da imagem. Na análise visual de imagem, o olho humano consegue distinguir os objetos, porque associa a resposta espectral à forma (Encarnação, *et al*, 2006), como é o caso das classes Arbórea Clara, Herbácea Bom Estado, Metal Azul, Metal Cinzento, Telha de Cerâmica Branca e Telha de Cerâmica Nova, mas aquando da apresentação dos resultados de exatidão verifica-se que, a percentagem de pixéis classificados nessas classes situam-se entre os 20 e 30%.

Os edifícios de Telha de Cimento apresentam erros de exatidão significativos devido ao facto de muitos dos pixéis classificados com esta classe se encontram inseridos nas classes Linhas do Metropolitano e Asfalto Novo (Figura 14). Este comportamento ocorre em virtude da cor destas, serem muito escuras ou pretas e o seu brilho ser muito reduzido gerando assim confusões espectrais, uma vez que os ND das classes Linhas de Metropolitano e Asfalto Novo são muito similares aos da classe Telha de Cimento.

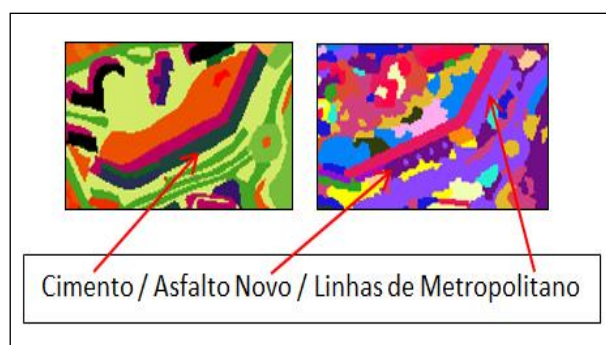


Figura 14 - Erro de classificação classes Cimento, Asfalto Novo e Linhas Metropolitano

Verifica-se que as classes pertencentes ao grupo de ocupação de solo da vegetação no nível 1 da nomenclatura de referência, apresentam uma confusão espectral bastante significativa entre elas, este facto ocorre em virtude de a identificação destes alvos ser feita através dos atributos relacionados com as bandas espectrais do vermelho e do infra-vermelho próximo.

Na fase da criação do mapa da informação de referência, algumas áreas que visualmente foram identificadas com uma classe quando na verdade pertencerem a outra classe dentro do mesmo grupo de ocupação cultural, outro facto que foi identificado a quando a classificação do referido mapa, foi a presença de sombras entre as árvores, o que dificultou a digitalização dos polígonos e quais os seus limites, ficando desde logo com a percepção de que determinadas áreas não estavam bem classificadas.

Observou-se também através da matriz de concordância que as classes Telha de Cerâmica Nova, Telha de Cerâmica Envelhecida e Calçada, a existência de uma “confusão “ espectral significativa entre as mesmas, isto motivado porque a sua composição mineral predominante de argila gerar respostas espectrais muito semelhantes, gerando assim maiores erros de exatidão.

Segundo Rocha e Morgado (2007), a matriz de erro deve conter no mínimo 50 amostras por cada classe de ocupação de solo, de modo a que os parâmetros estatísticos sejam equilibrados com o objetivo de gerar uma matriz de erro que obtenha resultados satisfatórios. No presente caso de estudo, as classes que obtiveram resultados de exatidão de concordância mais baixos não cumprem este critério, uma vez que representam um universo muito reduzido na imagem de estudo.

As classes que apresentam percentagens de concordância mais significativas na exatidão do produtor foram, Metal Branco, Herbácea Mau Estado e Corpos de Água.

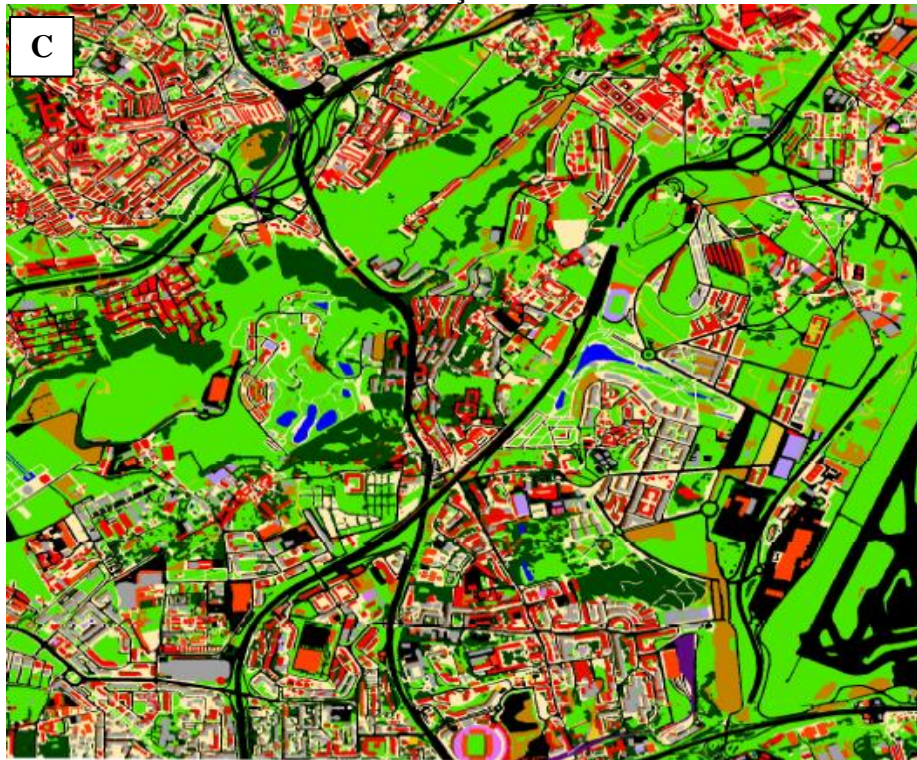
Estes resultados da matriz de concordância do nível 3 já eram esperados, uma vez que ao se analisar a caracterização espectral da amostra, verificou-se que várias classes tinham respostas espectrais muito semelhantes que poderiam gerar confusões espectrais.

IV.2 – Nível 2 – Análise de Resultados

O nível 2 da nomenclatura de referência foi caracterizado pelos nomes dos objetos identificados na fotointerpretação da imagem, dando origem à criação de 16 classes.

Em virtude dos resultados da exatidão de concordância do nível 3 terem sido moderados, fez-se uma reclassificação dos mapas de classificação de referência e de classificação automática do nível 3 para o nível 2 (Figura 15), com o objetivo de se verificar, se a exatidão temática apresentava resultados mais satisfatórios.

Nível 2 Informação de Referência



Nível 2 Classificação automática



Legenda Comum aos Mapas C e D

Telha cerâmica	Terra batida	Coberturas	Árborea
Cimento	Calçada	Solo desc. urbano	Corpos de água
Metal	Rede ferroviária	Solo desc. outros	Piscinas
Asfalto	Pavimentos outros	Herbácea	Sombra

0 200 400 m

Figura 15 - Mapa C Informação de Referência, mapa D Classificação Automática

Condordância da Matriz Nível 2

Quadro 6 – Resultados de concordancia da matriz de nível 2

Classes	Exatidão do Produtor (%)	Comissão (%)	Exatidão do Utilizador (%)	Omissão (%)
Telha de Cerâmica	60,29	39,71	76,00	23,99
Cimento	45,89	54,10	20,93	79,06
Metal	71,37	28,62	85,30	14,69
Asfalto	61,79	38,21	72,77	27,23
Terra Batida	70,09	29,91	26,10	73,90
Calçada	57,73	42,27	7,74	92,25
Rede Ferroviária	4,00	96,00	96,53	3,47
Pavimentos	66,14	33,86	69,59	30,41
Coberturas	41,68	58,32	67,31	32,69
Solo a Des. Urbano	1,00	99,49	49,82	50,17
Solo a Des. (Outros)	48,55	51,45	29,06	70,93
Herbácea	75,22	24,78	47,24	52,76
Arbórea	31,41	68,58	76,30	23,69
Corpos de Água	83,84	16,15	88,33	11,66
Piscinas	8,46	91,54	58,93	41,07
Sombra	60,16	39,83	68,78	31,21

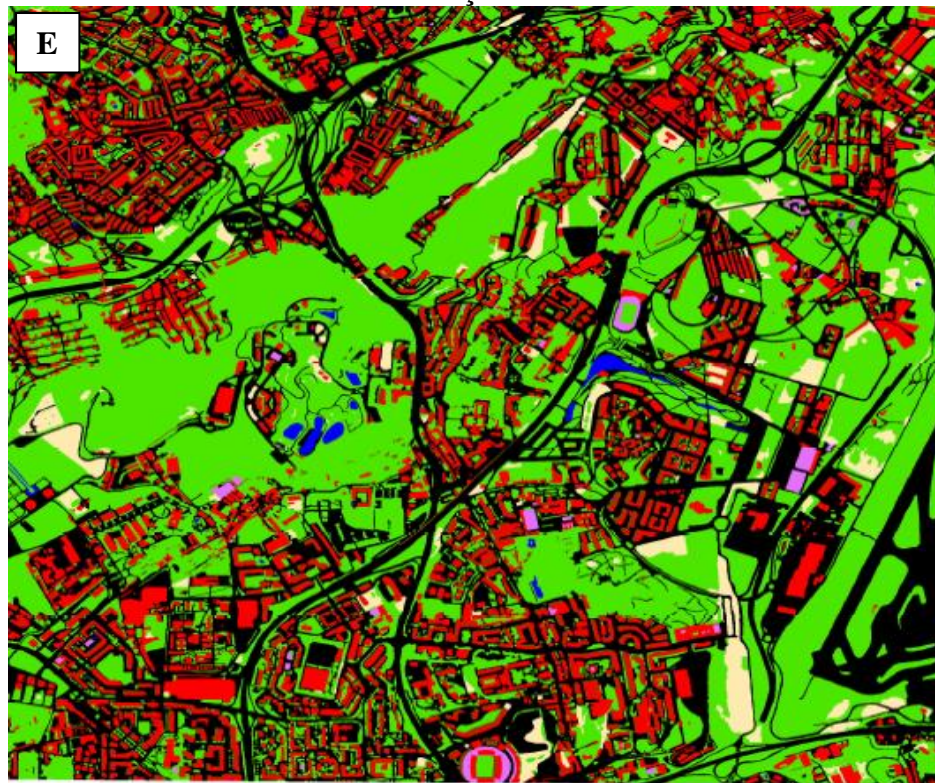
Segundo o que se pode verificar através dos resultados obtidos pela matriz de concordância, de uma maneira geral, as classes de solo obtiveram resultados mais satisfatórios. A proporção entre as amostras corretamente classificadas nas classes e o número total de amostras que no terreno correspondem a essas mesmas classes aumentou significativamente, gerando de um modo geral uma matriz de concordância mais homogênea.

Contudo, as classes Solo a Descoberto Urbano que no terceiro nível é designado com Lotes Vazios, a classe Rede Ferroviária que no nível 3 é designada por Linhas do Metropolitano e a classe Piscinas, mantiveram as mesmas percentagens de exatidão do produtor. Este facto verifica-se porque estas classes embora alterem a sua designação do nível 3 para o nível 2, em termos precisão espacial os polígonos das amostras mantêm-se iguais não se juntando a outros como nas restantes classes no processo de reclassificação.

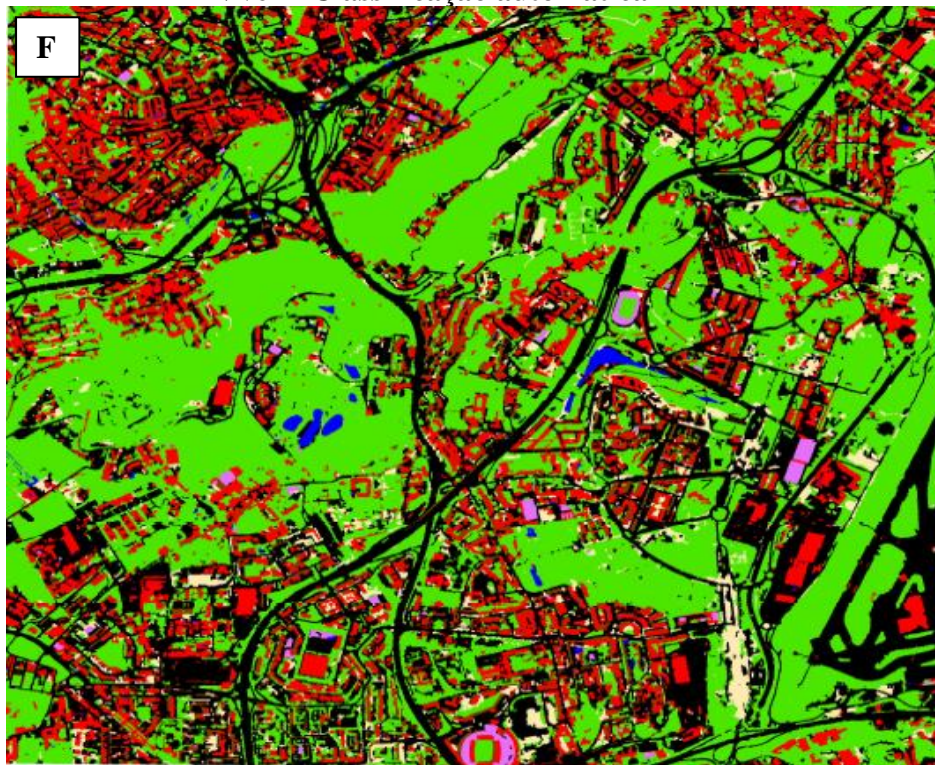
IV.3 – Nível 1 – Análise de Resultados

Querendo ainda obter resultados de exatidão de concordância ainda mais satisfatórios que os níveis 3 e 2, procedeu-se novamente a uma reclassificação do mapa da informação de referência e do mapa de classificação automática pelo nível 1 da nomenclatura de referência, onde estão caracterizadas as principais ocupações de solo em áreas urbanas (Figura 16).

Nível 1 Informação de Referência



Nível 1 Classificação automática



Legenda Comum aos Mapas E e F

- | | |
|---|--|
| ■ Cobertura de Edifícios | ■ Vegetação |
| ■ Vias | ■ Planos de Água |
| ■ Pavimentos e Cobert. Sintéticas | ■ Sombra |
| ■ Solo a Descoberto | |

0 200 400 m

Figura 16 - Mapa E Informação de Referência, mapa F Classificação Automática

Concordância da Matriz Nível 1

Quadro 7 – Resultados de concordância da matriz de nível 1

Classes	Exatidão do Produtor (%)	Comissão (%)	Exatidão do Utilizador (%)	Omissão (%)
Cobertura de Edifícios	66,90	33,10	68,95	31,04
Vias	74,89	25,11	66,14	33,86
Pavimentos e coberturas sintéticas	69,05	30,95	85,99	14,00
Solo a Descoberto	29,69	70,31	37,20	62,79
Vegetação	86,16	13,84	90,56	9,43
Planos de Água	68,17	31,83	87,44	12,56
Sombra	60,16	39,84	68,78	31,21

Os resultados obtidos nesta matriz de concordância são os melhores resultados gerados pelos três níveis testados, as classes que nos níveis 2 e 3 identificavam os objetos e as suas características no nível 1 ao serem reagrupadas apenas pelas ocupações de solo reduziram bastante as confusões espectrais, eliminando assim desta forma uma boa percentagem dos erros de classificação.

Contudo, verifica-se que a classe Solo a Descoberto tem uma percentagem de exatidão do produtor ainda baixa. Nesta classe foram reagrupadas as classes Lotes Vazios e Solo a Descoberto do nível 3, que têm apresentado valores de exatidão de concordância reduzidos desde a geração da matriz de concordância do nível 3, o que significa que estas classes desde o início do processo estiveram mal classificadas nos mapas de verdade no terreno gerando erros nos mapas de classificação automática, não deixando ainda de referir que a composição mineral destas classes é idêntica, o que contribui para gerar erros.

CAPÍTULO V – CONCLUSÃO

Um dos objetivos desta dissertação visava demonstrar o valor e utilidade das imagens de satélite de alta resolução para a produção de informação geográfica temática em áreas urbanas.

A imagem de satélite testada é uma cena (imagem) do satélite WorldView2, lançado em 2009 pela empresa Digital Globe, que possui uma resolução espacial de 50cm, menos 10cm que o seu antecessor (QuickBird).

A sua principal inovação são os novos sensores, pois é o primeiro satélite de grande resolução espacial que possui 8 bandas multiespectrais. Assim pode auxiliar na identificação de objetos e formas possibilitando análises até agora não executadas. Além das 4 bandas tradicionais vermelho, verde, azul e infravermelho próximo, tem 4 bandas adicionais sendo o azul costeiro (Coastal), aplicável a trabalhos oceanográficos, amarela, indicada para distintas classificações, vermelho limítrofe e infravermelho2, voltadas para análises e classificações vegetacionais e estudos de biomassa.

O segundo objetivo deste caso de estudo, centrou-se em experimentar a extração de elementos da imagem de satélite de alta resolução a partir de protocolos de segmentação, recorrendo a uma abordagem orientada por zona (ou regiões) utilizando classificadores supervisionados.

Na unidade mínima de análise é o segmento, sendo este, um objeto vetorial (polígono) que resulta da aplicação da similaridade espectral baseada nos valores de uma vizinhança.

Na tabela de parametrização dos segmentos, o único parâmetro que varia é a tolerância da similaridade espectral, é em função do cálculo da média espectral da vizinhança, tendo por referência o desvio padrão, reconhecendo automaticamente as fronteiras.

Como tal foram testados vários níveis de tolerância em que se fez variar o parâmetro de similaridade. Concluiu-se que o nível de tolerância de similaridade 4 seria o mais adequado para se utilizar como segmento de treino.

Para avaliar o efeito da variação da tolerância de similaridade sobre o número de polígonos, a área média e o perímetro médio de polígonos de pixéis por segmento, fez-se uma análise estatística, verificando assim qual a sua correlação, fez-se também uma

caraterização espectral da amostra com base na análise estatística, em função dos comportamentos espectrais de cada classe da amostra com base em cada uma das oito bandas da imagem através dos seus níveis digitais (ND).

Com esta caraterização pode-se identificar classes de solo com respostas espectrais semelhantes, divergentes e divergentes com valores ND baixos, contribuindo assim para que se pode-se ter uma perspetiva *a priori* dos resultados de exatidão de concordância. Através desta, foram identificadas classes que poderiam gerar maiores erros

Com vista a avaliar a exatidão da classificação do caso de estudo, foram criadas três matrizes de contingência (concordância, erro ou confusão) com os mapas gerados pelos três níveis de desagregação da nomenclatura de referência, visando assim comparar categoria a categoria, a relação entre a informação de referência com os resultados correspondentes advindos da classificação automática.

Os resultados obtidos através das matrizes de concordância e do índice kappa para os níveis 3 e 2 da informação de referência foram pouco satisfatórios, podendo-se verificar uma percentagem considerável de erros de comissão e omissão. Estes resultados já eram expectáveis uma vez que a caraterização espectral da amostra assim o evidenciava. Já em relação aos resultados da matriz de concordância de nível 1 onde estão caraterizadas as principais ocupações de solo em áreas urbanas foram mais satisfatórios.

Assim podemos concluir que :

A classificação de dados de muito alta resolução espacial e espectral, utilizando uma metodologia baseada na segmentação automática com recurso ao atributo “cor” não se revela suficiente para a produção (automática) de informação geográfica temática com a exatidão necessária a planos e projetos, sem que haja intervenção do operador na edição vetorial para eliminar erros e omissões de classificação;

As reflectâncias específicas de alguns objetos e a heterogeneidade espectral que caracteriza as áreas urbanas contribuem muito para a incorreta classificação de alguns segmentos;

Para níveis de agregação temática elevados a classificação orientada por segmentos pode ser usada em planos e projetos sem grande edição vetorial porque os erros são tecnicamente aceitáveis.

A metodologia proposta permitiu demonstrar o valor e utilidade das imagens de satélite de alta resolução para a produção de cartografia temática em áreas urbanas. A abordagem orientada por zona (ou regiões) estabelecendo protocolos de segmentação, fazendo análises estatísticas e caracterizando espectralmente as amostras de treino demonstrou ser uma técnica a considerar para a realização de estudos de classificação de ocupação de solo em áreas urbanas.

Bibliografia

- Abreu, D., (2006) – Análise de Dados II, Estudos para o Planeamento Regional e Urbano nº 69, Centro de Estudos Geográficos, Universidade de Lisboa.
- Caetano, M., *et al* (2002) – Cartografia de Ocupação do Solo com Imagens de Satélite, Estado da Arte, <http://www.igeo.pt/eventos/comunicacoes/esig/p092.PDF>
- Caetano, Mário – Mestrado e Pós – Graduação em Ciência e Sistemas de Informação Geográfica, ISEGI, Universidade Nova de Lisboa, Disciplina: Detecção Remota.
- Cardoso, F. e Revez, G. (2009) – Extração Automática de Elementos em Áreas Urbanas a Partir de Fotografias Aéreas Digitais de Muito Alta Resolução, Dissertação de Mestrado em Gestão do Território, área de especialização Detecção Remota e Sistemas de Informação Geográfica, Faculdade de Ciências Sociais e Humanas, Universidade Nova de Lisboa.
- Carleer, A. P. e Wolff, E., (2008) – Change Detection for Updates of Vector Database Through Region-Based Classification of VHR Satellite Data, Institut de gestion de l'Environnement et d'Aménagement du Territoire, Université Libre de Bruxelles, Belgium
- Damasceno, M. (2007) – Análise multivariada de imagens hiperespectrais na plataforma R, Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril 2007, INPE, p. 5699-5706.
- Dias, M., (2006) – Programa de Cartografia Temática, Departamento de Geografia, Faculdade de Letras, Universidade de Lisboa.
- DIGITAL GLOBE (2013) QBImagery Products, Product Guide, DigitalGlobe, <http://www.digitalglobe.com> (última consulta: 15-09-2013).
- Eastman, J., (1998) – Manual do Usuário – Idrisi for Windows, versão 2, Centro de Recursos Idrisi, Brasil.
- Encarnação, S.; *et al* (2006) – Cartografia de Uso do Solo à Escala Regional com Recurso a Análise Orientada a Objeto e Segmentação MultiResolução, Faculdade de Ciências Sociais e Humanas, Universidade Nova de Lisboa.

- Encarnação, S., (2006) – Integração da Dimensão Geográfica do Objeto de Detecção Remota, eGeo, Centro de Estudos de Geografia e Planeamento Regional, Faculdade de Ciências Sociais e Humanas – Universidade Nova de Lisboa
- Ferreira, J.; *et al* (2006) – Análise Multicritério e Objetos de Fronteira Indefinida para Construção de uma Matriz de Corredores.
- Freire, S.; *et al* (2008) – Extração de objetos geográficos em áreas urbanas densas a partir de imagens de satélite com alta resolução espacial. Atas do X Encontro de Utilizadores de Informação Geográfica – ESIG 2008, 14-16 Maio, Oeiras-Portugal.
- Gonçalves, L. (2003) – Avaliação das Imagens Multiespectrais do Satélite IKONOS para Produção de Cartografia de Ocupação do Solo, Dissertação de Mestrado, Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa.
- Gonçalves, L., Caetano, M., (2004) – Classificação das imagens do satélite IKONOS utilizando uma abordagem orientada por objetos. Atas da Conferência de Cartografia e Geodesia, (ed. L. Bastos e J. Matos) Lidel, 287-298, Lisboa, Portugal.
- Galparsoro, L.; Fernández, P., (1999) – Medidas de emoteia: el índice de Kappa, Unidad de Epidemiología Clínica y Bioestadística. Complejo Hospitalario-Universitario Juan Canalejo, Corunha, Espanha
- Herold, M; Roberts, D. (2009) –Remote Sensing of Urbanand Suburban Areas, Tarek Rashed Geospatial Applied Research Expert House (GSAREH),Austin, TX, USA and Carsten JurgensGeography Department, Ruhr-University, Bochum, Germany Editors
- Lins, E. (2009) – *Revista Brasileira de Engenharia Biomédica*, Construção e caracterização de um sistema de imagens hiperespectrais, SBEB – Sociedade Brasileira de Engenharia Biomédica.
- Piroli, L., (2010) – Práticas em Idrisi: Versão Taiga, Universidade Estadual Paulista, Campus Experimental de Ourinhos.
- Poemas de Agradecimento - <http://www.citador.pt/poemas/a/ricardo-reisbrheteronimo-de-fernando-pessoa/40> (Ultima consulta em 24/09/2013)
- Portugal, I., (2010) – Utilidade e Valor da Integração de Imagens de Satélite de Alta Resolução Espacial na Produção de Informação Geográfica a Nível Municipal, Dissertação de Mestrado em Gestão do Território, área de especialização Detecção

Remota e Sistemas de Informação Geográfica, Faculdade de Ciências Sociais e Humanas, Universidade Nova de Lisboa.

Rashed, Tarek, (2010) – Remote Sensing of Urban and Suburban Areas, Remote Sensing and Digital Image Processing, Volume 10, Springer.

Ribeiro, O., *et al* (1989) – Geografia de Portugal, Volume III. O Povo Português, Edições João Sá da Costa, Lda, Lisboa.

Ribeiro, S., *et al* (2005) – Integração de Imagens de Satélite e Dados Complementares para a Delimitação de Unidades de Paisagem Usando uma Abordagem Baseada em Regiões, Integration of satellite imagery and ancillary data for landscape units using a region based approach.

Richards, A.; Xiuping J. (2006) – Remote Sensing Digital – Image Analysis, 4th Edition, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Germany.

Rocha, J. (2002) – *Integração de Dados Estatísticos na Classificação de Imagens de Satélite*, Dissertação de Mestrado, Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa.

Rocha, J; Morgado, P., (2007) – Integração de Dados Estatísticos na Classificação de Imagens de Satélite, Estudos para o Planeamento Regional e Urbano, Universidade de Lisboa.

Rocha, J; *et al* (2007) – Classificação do Uso do Solo Urbano Através da Análise Linear de Mistura Espectral com Imagens de Satélite, Finisterra, XLII, 83, 2007, pp. 47-62.

Santos, T., (2003) – Atualização de cartografia temática com imagens de satélite. Dissertação de Mestrado em Sistemas de Informação Geográfica, Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa.

Sampaio, E., (2007) – Noções básicas de Detecção Remota Fotogrametria e Fotointerpretação em Pedologia, Departamento de Geociências, Universidade de Évora.

Tenedório, J. A. (1998) – *Télédétection en Milieu Périurbain – Détection et Localisation du Changement de l’Occupation du Sol par Intégration des Données-Satellite SPOT HRV dans un Système d’Information Géographique*, Thèse pour obtenir le grade de Docteur de L’Université Paris XII, Université de Paris XII – Val de Marne, Institut d’Urbanisme de Paris, França.

Tenedório, J, A. (2009) – Apontamentos de Detecção Remota e Processamento Digital de Imagem, Faculdade de Ciências Sociais e Humanas, Universidade Nova de Lisboa.

Lista de Figuras


Figura 1 – Área de estudo.....	14
Figura 2 – Fluxograma do Trabalho/Projeto.....	16
Figura 3 – Exemplo de uma ficha descritiva da classe de uso do solo	18
Figura 4 - Exemplo dos níveis de similaridade testados: a)1, b)4 e c)10.....	20
Figura 5 - Diagrama de dispersão com as variáveis perímetro médio e área média	21
Figura 6 - Diagrama de dispersão com as variáveis número médio de pixels por segmento e área média.....	21
Figura 7 - Diagrama de dispersão com as variáveis tolerância de similaridade e número de polígono.....	21
Figura 8 - Classes com comportamento espectral semelhante.....	24
Figura 9 - Classes com comportamento espectral divergente.....	26
Figura 10 – Classes com comportamento espectral divergente e valores de DN baixos.....	27
Figura 11 – Cartografia da nomenclatura de referência.....	29
Figura 12 - Mapa A Informação de Referência, mapa B Classificação Automática.33	
Figura 13 - Erro de classificação.....	35
Figura 14 - Erro de classificação classes Cimento, Asfalto Novo e Linhas Metropolitano.....	35
Figura 15 - Mapa C Informação de Referência, mapa D Classificação Automática.38	
Figura 16 - Mapa E Informação de Referência, mapa F Classificação Automática..40	


Lista de Quadros

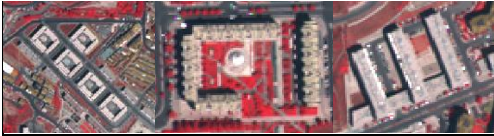
Quadro 1 – Detecção Remota Urbana em Portugal.....	13
Quadro 2 - Atributos dos metadados da imagem de satélite.....	15
Quadro 3 - Classificação de ocupação de solo	17
Quadro 4 – Resultados dos valores de concordância das matrizes.....	31
Quadro 5 – Resultados de concordancia da matriz de nível 3.....	34
Quadro 6 – Resultados de concordancia da matriz de nível 2.....	39
Quadro 7 – Resultados de concordancia da matriz de nível 1	41
Quadro 8 – de Parâmetros de segmentação.....	58
Quadro 9 – Vários parâmetros da análise de correlação entre variáveis.....	58
Quadro 10 - Matriz de Concordância Nível 3	59
Quadro 11 - Matriz de Concordância Nível 2	60
Quadro 12 - Matriz de Concordância Nível 1	61


ANEXOS

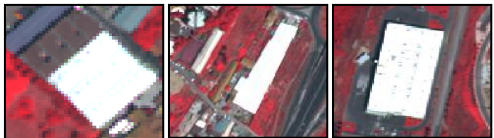
Anexo 1


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Telha de Cerâmica Nova
Código	1.1.1
Descrição	Composta por argilas ricas em illita e montmorillonitas
Cor	Castanho-claro
Forma	Retangular
Contexto	Cobertura de edifícios principalmente residenciais, edifícios públicos (administração)
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Telha de Cerâmica Envelhecida
Código	1.1.2
Descrição	Composta por argilas ricas em illita e montmorillonitas
Cor	Castanho-escuro
Forma	Retangular
Contexto	Cobertura de edifícios principalmente residenciais, edifícios públicos (administração)
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

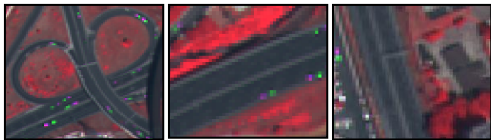
Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Telha de Cerâmica Branca
Código	1.1.3
Descrição	Composta por argilas ricas em illita e montmorillonitas
Cor	Branca
Forma	Retangular
Contexto	Cobertura de edifícios principalmente residenciais
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Telha de Cimento
Código	1.2.1
Descrição	Composta por fibras de amianto e cimento
Cor	Cinza escuro
Forma	Retangular
Contexto	Cobertura de edifícios principalmente edifícios públicos (administração)
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

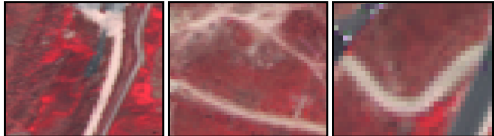
Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Telha de Metal Branco
Código	1.3.1
Descrição	Composto de polietileno / alumínio
Cor	Branco
Forma	Retangular
Contexto	Cobertura de edifícios principalmente edifícios públicos (terminais de aeroportos, estações de transportes públicos) bem como edifícios industriais
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Telha de Metal Azul
Código	1.3.2
Descrição	Composto de polietileno / alumínio
Cor	Azul
Forma	Retangular
Contexto	Cobertura de edifícios principalmente edifícios públicos (terminais de aeroportos, estações de transportes públicos) bem como edifícios industriais
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

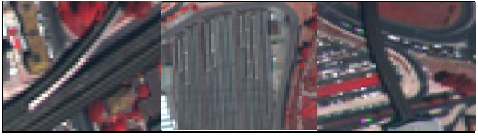
Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Telha de Metal Cinzento
Código	1.3.3
Descrição	Composto de polietileno / alumínio
Cor	Cinzento
Forma	Retangular
Contexto	Cobertura de edifícios principalmente edifícios públicos (terminais de aeroportos, estações de transportes públicos) bem como edifícios industriais
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Vias – Asfalto Novo
Código	2.1.1
Descrição	Composto por uma mistura de asfalto com agregados petrolíferos
Cor	Preto escuro
Forma	Vias
Contexto	Vias rodoviárias
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Vias – Asfalto Velho
Código	2.1.2
Descrição	Composto por uma mistura de asfalto com agregados petrolíferos
Cor	Preto claro / cinzento
Forma	Vias
Contexto	Vias rodoviárias
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Vias – Terra Batida
Código	2.2.1
Descrição	Solos constituídos por material mineral e matéria orgânica atuando ente si e formando conjuntos de partículas
Cor	Branca
Forma	Vias
Contexto	Caminhos
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Vias – Calçada
Código	2.3.1
Descrição	Carbonato de cálcio
Cor	Branca
Forma	Vias
Contexto	Passeios
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Linhas do Metropolitano
Código	2.4.1
Descrição	Carris de aço colocados perpendicularmente sobre travessas de betão
Cor	Preto
Forma	Vias
Contexto	Rede Ferroviária
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Pavimentos
Código	3.1.1
Descrição	Fibras de polietileno e de monofilamento
Cor	Rosa / Violeta
Forma	Retangular / Oval
Contexto	Campos desportivos
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

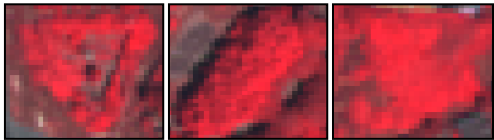
Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Coberturas
Código	3.2.1
Descrição	Composto de polietileno / alumínio
Cor	Lilas
Forma	Retangular / Oval
Contexto	Estádios de futebol, pavilhões desportivos
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Lotes Vazios
Código	4.1.1
Descrição	Solos constituídos por material mineral e matéria orgânica atuando ente si e formando conjuntos de partículas
Cor	Castanho claro / Bege
Forma	Retangular
Contexto	Espaços vazios ao lado de edifícios
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Solo a descoberto
Código	4.2.1
Descrição	Solos constituídos por material mineral e matéria orgânica atuando ente si e formando conjuntos de partículas, sem vegetação
Cor	Bege / Rosa claro
Forma	Retangular
Contexto	Espaços sem vegetação
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Vegetação Herbácea – Bom Estado
Código	5.1.1
Descrição	Vegetação rasteira com elevada concentração hídrica
Cor	Vermelho claro
Forma	Retangular
Contexto	Campos de futebol, campo de golfe, jardins e parques públicos
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	


Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Vegetação Herbácea – Mau Estado
Código	5.1.2
Descrição	Vegetação rasteira com fraca ou nula concentração hídrica
Cor	Vermelho escuro
Forma	Retangular
Contexto	Campos de desportivos, campo de golfe, jardins e parques públicos
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Vegetação Arbórea – Clara
Código	5.2.1
Descrição	Grupo de vegetal constituído por árvores de grande porte
Cor	Vermelho claro
Forma	Irregular e circular
Contexto	Parques públicos, jardins, ruas e baldios
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Vegetação Arbórea – Escura
Código	5.2.2
Descrição	Grupo de vegetal constituído por árvores de grande porte
Cor	Vermelho escuro
Forma	Irregular e circular
Contexto	Parques públicos, jardins, ruas e baldios
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Corpos de Água
Código	6.1.1
Descrição	Acumulação de grandes quantidades de água com elevada deposição de sedimentos
Cor	Preto / Cinzento-escuro
Forma	Retangular
Contexto	Parques públicos e campo de golfe
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Piscinas
Código	6.1.2
Descrição	Água sem sedimentos
Cor	Azul claro
Forma	Retangular
Contexto	Parques públicos, campo de golfe e edifícios
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

Ficha descritiva de classe de uso do solo	
Designação da classe	Sombra
Código	7.1.1
Descrição	
Cor	Preto
Forma	Irregular
Contexto	Sombra dos edifícios e das árvores
Ilustração Composição em cor falsa R – Banda 7 G – Banda 5 B – Banda 3	

Anexo 2

Quadro 8 – de Parâmetros de segmentação

PARÂMETROS DE SEGMENTAÇÃO						
	Nº FICHEIROS	TAMANHO DA JANELA	PESO DO FACTOR MÉDIO	TOLERÂNCIA SIMILARIDADE	PESO FACTOR VARIÂNCIA	Outupt
Segmentação 1	8	3	0,5	1	0,5	Seg_1
Segmentação 2	8	3	0,5	2	0,5	Seg_2
Segmentação 3	8	3	0,5	3	0,5	Seg_3
Segmentação 4	8	3	0,5	4	0,5	Seg_4
Segmentação 5	8	3	0,5	5	0,5	Seg_5
Segmentação 6	8	3	0,5	6	0,5	Seg_6
Segmentação 7	8	3	0,5	7	0,5	Seg_7
Segmentação 8	8	3	0,5	8	0,5	Seg_8
Segmentação 9	8	3	0,5	9	0,5	Seg_9
Segmentação 10	8	3	0,5	10	0,5	Seg_10
Segmentação 1	8	5	0,5	1	0,5	Seg_1_Janela5

Anexo 3

Quadro 9 – Vários parâmetros da análise de correlação entre variáveis

Segmentação	Nº Poligonos	Área Média	Perímetro Médio	Nº médio de pixéis por segmento
Segmentação 1	104291	160.86	64.18	40.21
Segmentação 2	77941	215.25	78.16	53.81
Segmentação 3	61851	271.25	91.65	67.81
Segmentação 4	51243	327.4	104.59	81.85
Segmentação 5	43857	382.54	116.75	95.63
Segmentação 6	38440	436.45	128.2	109.11
Segmentação 7	34190	490.7	139.36	122.67
Segmentação 8	30845	543.92	149.95	135.98
Segmentação 9	28273	593.4	159.82	148.35
Segmentação 10	25984	645.67	169.58	161.41

Anexo 4

Quadro 10 - Matriz de Concordância Nível 3

Classes	Telha de Cerâmica Nova	Telha de Cer. Envelhecida	Telha de Cer. Branca	Cimento	Metal Branco	Metal Azul	Metal Cinzento	Asfalto Novo	Asfalto Velho	Terra Batida	Calçada	Linhas do Metropolitano	Pavimentos	Coberturas	Lotes Vazios	Solo a Descoberto	Herbácea Bom Estado	Herbácea Mau Estado	Arbórea Claras	Arbórea Escuras	Corpos de Água	Piscinas	Sombra	Total
Telha de Cer. Nova	26194	25304	2272	989	472	21	37	1229	729	145	17080	0	1	113	0	1313	466	1239	155	419	0	10	646	78834
Telha de Cer. Envelhecida	22890	171605	1460	3439	1263	65	196	9362	3181	748	68741	3	468	92	0	2808	3351	14560	2212	2863	1	23	6806	316137
Telha de Cer. Branca	403	474	13358	2078	2557	17	267	733	1300	570	17601	0	6	0	117	2127	115	577	29	80	0	5	398	42812
Cimento	369	4194	631	38335	474	44	280	4430	2295	134	21784	0	0	232	0	848	845	5576	889	873	82	7	1201	83523
Metal Branco	467	399	850	347	70128	210	70	573	573	1	2715	11	16	143	0	85	168	217	39	133	0	0	101	77112
Metal Azul	85	238	1842	999	27211	9898	604	836	287	10	2538	2	1	10	0	81	37	109	9	20	0	0	186	45003
Metal Cinzento	159	1234	2093	12168	1921	2820	18414	1107	6631	41	11156	0	2	139	0	813	234	2014	102	260	0	4	485	61797
Asfalto Novo	725	4717	2634	36496	2230	415	872	447078	22267	618	126199	97	10	11	11	2109	2449	18691	2709	5597	13	24	10900	686870
Asfalto Velho	350	1175	9821	24451	1055	101	2214	16404	61963	1952	54564	12	36	0	7	8206	1031	13779	470	1169	1	6	751	199518
Terra Batida	181	166	754	316	148	22	6	1355	2747	6495	29078	0	0	0	239	27373	465	21502	126	304	97	8	139	91521
Calçada	1298	3178	5522	3592	2576	186	755	2593	2574	526	51711	0	0	23	0	5504	2329	5109	516	1025	15	32	508	89572
Linhas do Metropolitano	883	8587	723	43570	907	96	205	64886	14416	344	44980	8664	35	56	1	1967	1545	12261	2329	4452	275	2	5238	216422
Pavimentos	25	106	8	807	38	12	45	892	182	0	943	0	8982	781	0	37	28	446	82	109	0	0	57	13580
Coberturas	21	41	16	657	108	0	106	24	112	5	1770	0	2598	4543	0	33	44	196	80	62	37	0	446	10899
Lotes Vazios	178	1091	1503	1603	186	107	1	2518	4071	1158	45998	1	0	1	429	10191	580	12720	413	839	2	3	272	83865
Solo a Descoberto	166	220	2683	770	320	169	100	1067	4675	3290	19647	0	0	0	0	36786	118	5381	8	164	28	1	172	75765
Herbácea Bom Estado	216	1033	323	778	515	38	101	3687	921	396	29876	0	104	60	4	590	93017	53265	23228	29375	185	52	1084	238848
Herbácea Mau Estado	400	2950	508	2345	777	54	249	22601	5916	5243	43310	1	14	15	43	22067	7306	488188	3587	7569	204	9	967	614323
Arbórea Claras	263	1220	384	793	394	30	87	4124	771	548	17519	1	16	0	1	619	31994	29336	85566	49366	55	14	1352	224453
Arbórea Escuras	378	5515	407	2056	648	174	220	16095	3582	2598	42618	14	58	27	5	2715	38204	484649	37646	145632	220	32	4880	788373
Corpos de Água	0	13	31	345	2	0	0	233	0	0	519	0	0	0	0	3	129	557	35	405	12753	0	185	15210
Piscinas	14	131	69	269	46	89	1	501	131	26	1198	0	4	283	0	8	35	398	81	88	37	343	301	4053
Sombra	1514	7276	1340	5888	469	4	43	10277	817	35	15714	169	556	222	4	272	1040	2137	1575	4307	432	7	81716	135814
Total	57179	240867	49232	183091	114445	14572	24873	612605	140007	24883	667259	8975	12907	6749	861	126555	185530	1172907	161886	255111	14437	582	118791	4194304

Anexo 5

Quadro 11 - Matriz de Concordância Nível 2

Classes	Telha de Cerâmica	Cimento	Metal	Asfalto	Terra Batida	Calçada	Rede Ferroviária	Pavimentos	Coberturas	Solo a Des. Urbano	Solo a Des. (Outros)	Herbácea	Arbórea	Corpos de Água	Piscinas	Sombra	Total
Telha de Cerâmica	263960	6506	4895	16534	1463	103422	3	475	205	117	6248	20308	5758	1	38	7850	437783
Cimento	5194	38335	798	6725	134	21784	0	0	232	0	848	6421	1762	82	7	1201	83523
Metal	7367	13514	131276	9873	52	16409	13	19	292	0	979	2779	563	0	4	772	183912
Asfalto	19422	60947	6887	547712	2570	180763	109	46	9	18	10315	35950	9945	14	30	11651	886388
Terra Batida	1101	316	176	4102	6495	29078	0	0	0	239	27373	21967	430	97	8	139	91521
Calçada	9998	3592	3517	5167	526	51711	0	0	23	0	5504	7438	1541	15	32	508	89572
Rede Ferroviária	10193	43570	1208	79302	344	44980	8664	35	56	1	1967	13806	6781	275	2	5238	216422
Pavimentos	139	807	95	1074	0	943	0	8982	781	0	37	474	191	0	0	57	13580
Coberturas	78	657	214	136	5	1770	0	2598	4543	0	33	240	142	37	0	446	10899
Solo a Des. Urbano	2772	1603	294	6589	1158	45998	1	0	1	429	10191	13300	1252	2	3	272	83865
Solo a Des. (Outros)	3069	770	589	5742	3290	19647	0	0	0	0	36786	5499	172	28	1	172	75765
Herbácea	5430	3123	1734	33125	5639	73186	1	118	75	47	22657	641776	63759	389	61	2051	853171
Arbórea	8167	2849	1553	24572	3146	60137	15	74	27	6	3334	584183	318210	275	46	6232	1012826
Corpos de Água	44	345	2	233	0	519	0	0	0	0	3	686	440	12753	0	185	15210
Piscinas	214	269	136	632	26	1198	0	4	283	0	8	433	169	37	343	301	4053
Sombra	10130	5888	516	11094	35	15714	169	556	222	4	272	3177	5882	432	7	81716	135814
Total	347278	183091	153890	752612	24883	667259	8975	12907	6749	861	126555	1358437	416997	14437	582	118791	4194304

Anexo 6

Quadro 12 - Matriz de Concordância Nível 1

Classes	Cobertura de Edifícios	Vias	Pavimentos e coberturas sintéticas	Solo a Descoberto	Vegetação	Planos de Água	Sombra	Total
Cobertura de Edifícios	471845	176412	1223	8192	37591	132	9823	705218
Vias	160927	961523	169	45417	97858	473	17536	1283903
Pavimentos e coberturas sintéticas	1990	3928	16904	70	1047	37	503	24479
Solo a Descoberto	9097	82425	1	47406	20223	34	444	159630
Vegetação	22856	199821	294	26044	1607928	771	8283	1865997
Planos de Água	1010	2608	287	11	1728	13133	486	19263
Sombra	16534	27012	778	276	9059	439	81716	135814
Total	684259	1453729	19656	127416	1775434	15019	118791	4194304

